

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЦЕНТРАЛЬНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ГОЛОВАТИЙ АРТЕМ ОЛЕГОВИЧ

УДК 629.083:004.89

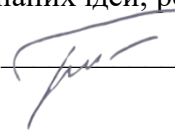
ДИСЕРТАЦІЯ

ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЕКСПЛУАТАЦІЇ МОБІЛЬНИХ
МАШИН ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЄЮ ПРОЦЕСІВ ЇХ ВИКОРИСТАННЯ
НА ПІДПРИЄМСТВІ

Спеціальність 133 – Галузеве машинобудування

Галузь знань 13 Механічна інженерія

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Виконаних ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело  А.О. Головатий

Наукові керівники: **Лисенко Сергій Володимирович** кандидат технічних наук, доцент;

Аулін Віктор Васильович доктор технічних наук, професор
Центральноукраїнського національного технічного університету

Кропивницький 2026

АНОТАЦІЯ

Головатий А.О. «Підвищення ефективності експлуатації мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві». Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 133 – «Галузеве машинобудування». – Центральноукраїнський національний технічний університет, Кропивницький, 2026.

Дисертація присвячена підвищенню надійності та ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві шляхом застосування узагальненого методу графових нейронних мереж.

У сучасних умовах розвитку виробничих систем та транспортної інфраструктури на підприємстві ключовим напрямом є інтелектуалізація використання мобільних машин. Вона визначає рівень технологічної зрілості підприємств, їхню здатність до адаптації в умовах цифрової трансформації та глобальної конкуренції. Зарубіжний досвід демонструє системний підхід до впровадження методів штучного інтелекту, що охоплює автономне управління, точне землеробство, роботизацію та прогнозне обслуговування. Українські практики мають локальний характер, проте навіть обмежене застосування телеметрії, дронів та систем точного землеробства підтверджує значний потенціал технологій у підвищенні ефективності експлуатації мобільних машин.

Разом із тим, аналіз сучасного стану мобільних машин та їх використання у виробничій системі на підприємстві виявив комплекс бар'єрів, які стримують інтеграцію інтелектуалізованих рішень. Технічні обмеження, зокрема, зношеність парку мобільних машин та відсутність сенсорних систем поєднуються з економічними труднощами: високою вартістю впровадження та низькою доступністю фінансування. Організаційні проблеми, пов'язані з кадровою підготовкою та управлінськими стратегіями, знижують ефективність використання навіть наявних виробничих систем на підприємствах. Правові та нормативні аспекти, а також психологічні й

культурні чинники, формують середовище опору їх змінам. Обґрунтовано, що подолання цих бар'єрів можливе за умови комплексного підходу, що включає модернізацію парку мобільних машин, фінансову підтримку, розвиток нормативної бази, формування та впровадження інновацій у функціонування виробничих систем.

Перший етап дослідження створює теоретичну та практичну основу для розробки методів оптимізації експлуатації мобільних машин із використанням графових нейронних мереж.

Показано, що узагальнений метод застосування графових нейронних мереж для оптимізації ефективності використання мобільних машин на підприємстві повинен ґрунтуватися на здатності моделей методу враховувати багаторівневі взаємозв'язки між елементами виробничої системи.

Визначено, що на відміну від традиційних підходів, що оперують ізольованими параметрами, метод графової нейронної мережі дозволяє інтегрувати інформацію про вузли та їхні зв'язки, формуючи системні характеристики, придатні для управлінських рішень. При цьому вихідні вектори вузлів трансформують ретроспективні дані у модельні представлення, що відображають ризик відмови, залишковий ресурс та ефективність експлуатації мобільних машин.

Основним механізмом в запропонованому підході є супервізоване динамічне навчання, яке забезпечує поступове наближення моделі до адекватних прогнозів. Показано використання вектора-вчителя як зовнішнього джерела істини, що дозволяє задати цільові значення для моделі графової нейронної мережі, тоді як функція втрат формує основу для корекції параметрів. Визначено, що динамічне оновлення вагових коефіцієнтів кожні N ітерацій запобігає перенавчанню та забезпечує баланс між швидкістю адаптації й стабільністю процесу навчання. Інтеграція графової нейронної мережі у цифровий двійник виробничої системи підприємства створює гнучкий інструмент управління, здатний адаптуватися до різних рівнів задач – від оперативного моніторингу до стратегічного прогнозування.

З'ясовано, що вибір кількості шарів у архітектурі графової нейронної мережі визначається практичними потребами підприємства: двошарова модель архітектури забезпечує швидкість і простоту для базових задач, тоді як тришарова – дозволяє досягти глибшого аналізу та стратегічної оптимізації.

Теоретично обґрунтовано, що основи методу графових нейронних мереж для підвищення ефективності експлуатації мобільних машин у межах підприємства ґрунтуються на математичній формалізації виробничої системи та її елементів. Визначення ознак вузлів, ребер, побудова матриці суміжності та опис процесів агрегації створюють фундамент для моделювання виробничих систем як складних графових структур. Такий підхід дозволяє враховувати не лише індивідуальні характеристики мобільних машин, але і їхні взаємозв'язки з виробничими лініями, складами та іншими елементами, що формують систему управління виробничим підприємством.

Виявлено, що використання нелінійних функцій активації (ReLU, Sigmoid, Tanh) забезпечує здатність моделі відображати складні залежності між елементами виробничої системи. Нормалізація матриці суміжності гарантує збалансованість впливу вузлів із різним ступенем зв'язності та стабільність навчання, що особливо важливо для великих виробничих графів. Двошарова архітектура графової нейронної мережі забезпечує швидку діагностику технічного стану мобільних машин та локальний аналіз бази даних, які використовуються для оперативних рішень, тришарова інтегрує системний контекст і є корисною для стратегічного планування та прогнозування інтегральних показників виробничої системи не підприємстві.

Вектор-вчитель задає цільові параметри для кожного вузла, а функції втрат (MSE, CE) дозволяють кількісно оцінювати похибку, інтерпретуючи її як рівень ризику чи ефективності управління. При цьому метод градієнтного спуску забезпечує поступове оновлення вагових коефіцієнтів матриць, а критерії збіжності – гарантують стабільність моделі. Навчання на ретроспективних виробничих даних дає змогу моделі засвоювати закономірності роботи підприємства, а оцінка точності, через функції MAE та

RMSE підтверджує її придатність для реального виробництва. Показано, що графові нейронні мережі виступають як цифрові двійники виробничих систем, що підтримують моніторинг, прогнозування та оптимізацію.

Практична реалізація методу графових нейронних мереж була здійснена на підприємстві ТОВ «АРК ГРУПП» і ТОВ «РЕМСИНТЕЗ», що дозволило перевірити ефективність запропонованого підходу в реальних умовах виробництва. Було сформовано вихідні умови та побудовано графову модель виробничої системи підприємства, яка включала наступну систему вузлів: мобільні машини, виробничі лінії, склади, постачальники, сервісні центри, клієнти. Це забезпечило створення єдиної цифрової структури виробничої системи на підприємстві для подальшої оптимізації. Розроблено та протестовано дві архітектури графової нейронної мережі: двошарову та тришарову, що дало можливість порівняти швидкість збіжності, точність прогнозування та оцінити їх переваги.

Алгоритм методу було реалізовано у Python-додатку з використанням віддаленого інтернет-з'єднання. Це забезпечило інтеграцію з системою спостереження, автоматичний збір даних та передачу результатів оптимізації у стандартизованому форматі. Навчання проводили спочатку на ретроспективних даних, накопичених протягом двох років, а згодом система перейшла у режим адаптивного навчання на нових показниках у реальному часі. Практична цінність розробленого алгоритму полягає у підвищенні надійності та ефективності мобільних машин, що забезпечило скорочення простоїв, економію палива, підвищення коефіцієнта готовності автопарку, зменшення дублювань маршрутів та вирівнювання навантаження на виробничі лінії, склади й сервісні вузли. Запропонована тришарова модель графової нейронної мережі продемонструвала більш глибоку оптимізацію, в той час як двошарова – більш швидшу збіжність.

Теоретичними та експериментальними дослідженнями доведено, що запропонований і розроблений метод є універсальним і може бути застосованим не лише для виробничих систем підприємства, але й для

транспортних, логістичних, складських та ін. Інтелектуалізація експлуатації мобільних машин та використання графових нейронних мереж створює основу для формування цифрових двійників виробничих систем, що підтримують моніторинг, прогнозування та оптимізацію, забезпечуючи стратегічну конкурентоспроможність виробничих підприємств у сучасних умовах.

Ключові слова: мобільна машина, ефективність експлуатації, надійність машин, інтелектуалізація процесів, діагностика, моніторинг, графові нейронні мережі, штучний інтелект, інформаційно-комунікативні технології, виробничі системи підприємства, оптимізація експлуатації, цифровий двійник, супервізоване навчання, логістичні процеси.

ABSTRACT

Holovaty A.O. “Improving the efficiency of mobile machine operation by intellectualizing the processes of their use at the enterprise”. Qualification scientific work in the form of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 133 – “Industrial Mechanical Engineering”. – Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, 2026.

The dissertation is devoted to increasing the reliability and efficiency of mobile machine operation at a manufacturing enterprise by applying the generalized method of graph neural networks.

In modern conditions of development of production systems and transport infrastructure at the enterprise, the key direction is the intellectualization of the use of mobile machines. It determines the level of technological maturity of enterprises, their ability to adapt in the conditions of digital transformation and global competition. Foreign experience demonstrates a systematic approach to the implementation of artificial intelligence methods, which includes autonomous control, precision agriculture, robotization and predictive maintenance. Ukrainian practices are local in nature, but even the limited use of telemetry, drones, and precision farming systems confirms the significant potential of technologies in increasing the efficiency of mobile machinery operation.

At the same time, an analysis of the current state of mobile machinery and their use in the production system at the enterprise revealed a set of barriers that hinder the integration of intelligent solutions. Technical limitations, in particular, the wear and tear of the mobile machinery fleet and the lack of sensor systems are combined with economic difficulties: high implementation costs and low availability of financing. Organizational problems associated with personnel training and management strategies reduce the efficiency of using even existing production systems at enterprises. Legal and regulatory aspects, as well as psychological and cultural factors, form an environment of resistance to their changes. It is substantiated that overcoming these barriers is possible with a comprehensive

approach that includes the modernization of the mobile machinery fleet, financial support, development of the regulatory framework, and the formation and implementation of innovations in the functioning of production systems.

The first stage of the research creates a theoretical and practical basis for the development of methods for optimizing the operation of mobile machines using graph neural networks.

It is shown that a generalized method for applying graph neural networks to optimize the efficiency of using mobile machines at an enterprise should be based on the ability of the method models to take into account multi-level relationships between elements of the production system.

It is determined that, unlike traditional approaches that operate with isolated parameters, the graph neural network method allows integrating information about nodes and their connections, forming system characteristics suitable for management decisions. At the same time, the output vectors of nodes transform retrospective data into model representations that reflect the risk of failure, residual resource and efficiency of operation of mobile machines.

The main mechanism in the proposed approach is supervised dynamic learning, which ensures the gradual approximation of the model to adequate forecasts. The use of a teacher vector as an external source of truth is shown, which allows setting target values for the graph neural network model, while the loss function forms the basis for parameter correction. It is determined that dynamic updating of weight coefficients every N iterations prevents overtraining and provides a balance between the speed of adaptation and the stability of the learning process. The integration of a graph neural network into the digital twin of an enterprise's production system creates a flexible management tool that can adapt to different levels of tasks – from operational monitoring to strategic forecasting.

It was found that the choice of the number of layers in the architecture of a graph neural network is determined by the practical needs of the enterprise: a two-layer architecture model provides speed and simplicity for basic tasks, while a three-layer one allows for deeper analysis and strategic optimization.

It is theoretically substantiated that the foundations of the graph neural network method for increasing the efficiency of mobile machine operation within the enterprise are based on the mathematical formalization of the production system and its elements. Determining the features of nodes, edges, constructing an adjacency matrix and describing aggregation processes create the foundation for modeling production systems as complex graph structures. This approach allows taking into account not only the individual characteristics of mobile machines, but also their relationships with production lines, warehouses and other elements that form the management system of a production enterprise.

It was found that the use of nonlinear activation functions (ReLU, Sigmoid, Tanh) ensures the ability of the model to reflect complex dependencies between elements of the production system. The normalization of the adjacency matrix guarantees the balance of the influence of nodes with different degrees of connectivity and the stability of learning, which is especially important for large production graphs. The two-layer architecture of the graph neural network provides fast diagnostics of the technical condition of mobile machines and local analysis of the database used for operational decisions, the three-layer integrates the system context and is useful for strategic planning and forecasting of integral indicators of the production system in the enterprise. The vector-teacher sets the target parameters for each node, and the loss functions (MSE, CE) allow to quantitatively assess the error, interpreting it as the level of risk or management efficiency. At the same time, the gradient descent method provides a gradual update of the weight coefficients of the matrices, and the convergence criteria guarantee the stability of the model. Training on retrospective production data allows the model to learn the regularities of the enterprise's operation, and the accuracy assessment, through the MAE and RMSE functions, confirms its suitability for real production. It is shown that graph neural networks act as digital twins of production systems that support monitoring, forecasting and optimization.

The practical implementation of the graph neural network method was carried out at the enterprise LLC "ARK GROUP" and LLC "REMSYNTHESIS", which

allowed to verify the effectiveness of the proposed approach in real production conditions. Initial conditions were formed and a graph model of the enterprise's production system was built, which included the following system of nodes: mobile machines, production lines, warehouses, suppliers, service centers, customers. This ensured the creation of a single digital structure of the production system at the enterprise for further optimization. Two graph neural network architectures were developed and tested: two-layer and three-layer, which made it possible to compare the convergence speed, forecasting accuracy and evaluate their advantages.

The algorithm of the method was implemented in a Python application using a remote Internet connection. This provided integration with the surveillance system, automatic data collection and transmission of optimization results in a standardized format. Training was initially conducted on retrospective data accumulated over two years, and later the system switched to adaptive learning mode on new indicators in real time. The practical value of the developed algorithm lies in increasing the reliability and efficiency of mobile machines, which ensured reduced downtime, fuel economy, increased fleet availability, reduced route duplication and load balancing on production lines, warehouses and service nodes. The proposed three-layer graph neural network model demonstrated deeper optimization, while the two-layer one demonstrated faster convergence. Theoretical and experimental studies have proven that the proposed and developed method is universal and can be applied not only to production systems of the enterprise, but also to transport, logistics, warehouse, etc. The intellectualization of mobile machine operation and the use of graph neural networks create the basis for the formation of digital twins of production systems that support monitoring, forecasting and optimization, ensuring the strategic competitiveness of manufacturing enterprises in modern conditions.

Keywords: mobile machine, operational efficiency, machine reliability, process intellectualization, diagnostics, monitoring, graph neural networks, artificial intelligence, information and communication technologies, enterprise production systems, operational optimization, digital twin, supervised learning, logistics processes.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

У фахових виданнях:

1. Аулін В. В., Гриньків А. В., Лисенко С. В., Лівіцький О. М., **Головатий А. О.**, Дьяченко В. О. Принципи побудови та функціонування кіберфізичної системи технічного сервісу автотранспортної та мобільної сільськогосподарської техніки. *Інженерія природокористування*. 2020. № 3 (17). С. 162-174 (<https://doi.org/10.37700/ts.2020.22.162-174>).

2. Аулін В.В., Гриньків А.В., **Головатий А.О.** Кіберфізичний підхід при створенні, функціонуванні та удосконаленні транспортно-виробничих систем. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2020. Вип. 3(34). С.331-343 ([https://doi.org/10.32515/2664-262X.2020.3\(34\).331-343](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2020.3(34).331-343)).

3. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., Лівіцький О.М., Чернай А.Є., Голуб Д.В., **Головатий А.О.** Теоретичне обґрунтування управління функціонуванням технічними та транспортними системами на основі методів системної теорії інформації. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2021. Вип. 4(35). С.178-189 ([https://doi.org/10.32515/2664-262X.2021.4\(35\).178-189](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2021.4(35).178-189)).

4. **Головатий А.О.** Підвищення ефективності роботи машинобудівного підприємства на основі логістично-спрямованого підходу. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2022. Вип. 5(36). Ч. 1. С. 71-86 ([https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5\(36\).1.71-86](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5(36).1.71-86)).

5. Аулін В.В., Ляшук О.Л., Гриньків А.В., Цьонь О.П., Гудь В.З., **Головатий А.О.**, Тищенко С.Ю., Сергійчук А.А. Формування логістичної інформаційної системи ефективного управління транспортними і виробничими підприємствами. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2024. Вип. 9(40), ч.ІІ, с. 204-218 ([https://doi.org/10.32515/2664-262X.2024.9\(40\).2.204-218](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2024.9(40).2.204-218)).

6. **Головатий А.О.**, Чумак В.М., Манько Є.В., Аулін В.В., Кульова Д.О. Вдосконалення математичного моделювання машинобудівних технологій для

смарт-підприємств в системі машинного зору. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 11(2). С. 143-159 ([https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).2.143-159](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.143-159)).

У фахових виданнях, що внесені до наукометричних баз даних SCOPUS :

7. Aulin V., Mytnyk M., Hrynkiv A., **Holovatyi A.**, Lysenko S., Plekan U. Prediction of recognized defect combinations in the parts of automobile units, systems, and assemblies using artificial neural network method. *Procedia Structural Integrity*. 2024. Vol. 59. P. 444–451 (Q3; <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2024.04.063>; <https://www.scopus.com/pages/publications/85195782981?origin=resultlist>).

Праці, що засвідчують апробацію дисертації:

8. Аулін В.В., **Головатий А.О.** Вплив виробничо-технічної бази автотранспортного підприємства на ефективність його роботи та використання парку машин. Зб. наук. матеріалів І Міжнародної наук.-практ. інтернет-конф.: *"Інноваційні технології розвитку та ефективності функціонування автомобільного транспорту"*, ЦНТУ м.Кропивницький, Україна, 14-15 листопада 2018 року. Кропивницький. 2018. С.201-206 (<https://lnk.ua/udPK7V6bb>).

9. Аулін В.В., Великодний Д.О., Голуб Д.В., Дьяченко В.О., **Головатий А.О.** Стан та стратегічні цілі логістики автомобільного транспорту України. Матеріали І Міжнародної наук.-практ. конф. *«Підвищення надійності машин і обладнання»*, 17-19 квітня 2019 р. Кропивницький : ЦНТУ, 2019. С.285-288 (<https://lnk.ua/IOQYTUdI3>).

10. Аулін В.В., Гриньків А В., **Головатий А.О.** Системна концепція аналізу автотранспортної техніки та зміни її технічного стану під час експлуатації. Матеріали VIII Міжн. наук.-практ. інтернет-конф. *«Проблеми і перспективи розвитку автомобільного транспорту»*, 14-15 квітня 2020р. – Вінниця: ВНТУ, 2020. С.20-22 (<https://lnk.ua/kQan5x6BU>).

11. Аулін В., Гриньків А., **Головатий А.** Рівні завдань та структура функціонування системи технічного сервісу транспортних машин. Матеріали II Міжнародної наук.-техн. інтернет-конф. «*Інноваційні технології розвитку машинобудування та ефективного функціонування транспортних систем*», 25-27 березня 2020р. Рівне : НУВГП, 2020. С. 123-125 (<https://dSPACE.kntu.kr.ua/items/13a2d675-09e2-47c3-b8b0-1e5e7e84af1c>).

12. Аулін В.В., Гриньків А.В., Головатий А.О. Дослідження ефективності управління системою технічного сервісу транспортних машин. Матеріали III Міжнародна наук.-практ. конф. «*Автомобільний транспорт та інфраструктура*», м. Київ, Україна, 23–26 квітня 2020р. С.3-5 (<https://dGlib.nubip.edu.ua/items/7fab1900-abe8-4ac4-a616-d8b079c2adb9>).

13. Аулін В.В., Гриньків А.В., **Головатий А.О.**, Кернус Р.О. Необхідність розроблення нової системи організації та управління логістичними потоками. Матеріали II Міжнародної наук.-практ. конф. «*Підвищення надійності машин і обладнання*» 15-17 квітня 2020 року. Кропивницький : ЦНТУ, 2020р. – С.236-237 (<https://lnk.ua/tGYe2uRxF>).

14. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., Голуб Д.В., **Головатий А.О.** Сутність, характерні риси та специфіка інтелектуальних транспортних і виробничих систем. Зб. наук. III матеріалів Міжнар. наук.-практ. інтернет-конф.: "*Інноваційні технології розвитку та ефективності функціонування автомобільного транспорту*", ЦНТУ м.Кропивницький, Україна, 18-19 листопада 2020 року. С.191-194 (<https://lnk.ua/l9Yr3Ej1k>).

15. Аулін В.В., Гриньків А.В., Голуб Д.В., Дьяченко В.О., **Головатий А.О.** Функції інтелектуальності транспортно-виробничих систем та можливості їх архітектури. Зб. тез доповідей VIII Міжнародної наук.-техн. конф. "*Крамаровські читання*" 25-26 лют. 2021 р., м. Київ / НУБіП. – К.: Видавничий центр НУБіП України, 2021. С. 36-45 (https://nubip.edu.ua/sites/default/files/u132/zbirnik_tez_kch_2021.pdf).

16. Гриньків А.В., **Головатий А.О.**, Лисенко С.В., Аулін В.В., Голуб Д.В. Ефективність використання цифрових та інтелектуальних технологій в

транспортно-виробничих системах. Матеріали XIV Міжнародної наук.-практ. конф. «Сучасні технології та перспективи розвитку автомобільного транспорту», 25-27 жовтня 2021 року. Вінниця: ВНТУ, 2021. С.75-78 (<https://www.researchgate.net/publication/355965044>).

17. Аулін В.В., Гриньків А.В., **Головатий А.О.** Інформаційно-логістичний підхід забезпечення належного технічного рівня мобільної сільськогосподарської техніки. Зб. тез доповідей ІХ Міжнародної наук.-техн. конф. "Крамаровські читання" 24-25 лют. 2022 р., м. Київ / НУБіП. – К.: Видавничий центр НУБіП України, 2022. С. 116-119 (https://nubip.edu.ua/sites/default/files/u132/zbirnik_tez_kch_2022v3.pdf).

18. Гриньків А.В., Аулін В.В., **Головатий А.О.**, Лівіцький О.М., Дяченко В.О., Галінський Є.С. Технічна діагностика транспортних машин як основа стану кіберфізичної системи. Матеріали ІV Міжнародної наук.-практ. конф. "Підвищення надійності і ефективності машин, процесів і систем", 13-15 квітня 2022 р. Кропивницький : ЦНТУ, 2022. С. 165-169 (<https://lnk.ua/uTHgNd3Qe>).

19. Аулін В.В., Голуб Д.В., Гриньків А.В., **Головатий А.О.** Підвищення надійності функціонування транспортно-виробничих систем управлінням логістичними потоками. Зб. тез доповідей X Міжнародної наук.-техн. конф. "Крамаровські читання" 23-24 лют. 2023 р., м. Київ / НУБіП. – К.: Видавничий центр НУБіП України, 2023. – С. 542-545 (https://nubip.edu.ua/sites/default/files/u349/zbirnik_tez_kch2023.pdf).

20. Гриньків А. В., Лисенко С. В., **Головатий А. О.**, Харченко С. В. Тенденції логістичного сервісу запасних частин на автотранспортних підприємствах та підприємствах агропромислового виробництва. Зб. тез доповідей XI Міжнар. наук.-техн. конф. «Крамаровські читання» 22-23 лют. 2024 р., м. Київ / МОН України, НУБіП. К.: Видавничий центр НУБіП України, 2024. С.99-100 (<https://lnk.ua/yTZsu2IAk>).

Праці, що додатково відображають наукові результати дисертації

21. **Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем** : монографія / В. В. Аулін, А. В. Гриньків, **А. О. Головатий** [та ін.] ; під заг. ред. д.т.н., проф. В. В. Ауліна. Кропивницький : Лисенко В. Ф., 2020. 428с (<https://dspace.kntu.kr.ua/server/api/core/bitstreams/e7410952-bb7d-4c1f-ae12-8f14339b88ff/content>).

22. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., **Головатий А.О.**, Голуб Д.В. Теоретичні і методологічні основи логістики транспортних і виробничих систем / монографія під заг. ред. д.т.н., проф. Ауліна В.В. – Кропивницький: Видавець Лисенко В.Ф., 2021. 503 с (<https://dspace.kntu.kr.ua/server/api/core/bitstreams/478b1735-24ea-4686-8967-2d4237059787/content>).

23. Аулін В. В., Лисенко С. В., Гриньків А. В., Голуб Д. В., **Головатий А. О.** Логістика постачання транспортних і виробничих підприємств, фірм, компаній: Навчальний посібник під заг. ред. д.т.н., проф. Ауліна В.В. Кропивницький: Видавець Лисенко В.Ф., 2022. 325 с (<https://dspace.kntu.kr.ua/items/4f04db16-97a1-4cdc-a82a-7659b87511e5>).

ЗМІСТ

ВСТУП	19
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕННЯ ТА СКОРОЧЕНЬ	27
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ МОБІЛЬНИХ МАШИН І ПЕРСПЕКТИВИ ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЇ ЇХ ЕКСПЛУАТАЦІЇ	28
1.1 Класифікація мобільних машин – фундаментальна основа для аналізу їхнього технічного і функціонального стану та перспектив інтелектуалізації процесів експлуатації на підприємстві.....	28
1.2 Стан надійності та ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві.....	37
1.3 Сучасні технології інтелектуалізації виробництва та експлуатації мобільних машин.....	44
1.4 Зарубіжний і національний досвід інтеграції інтелектуальних систем у процеси експлуатації мобільних машин.....	52
1.5 Проблемні питання, що виникають при впровадженні інтелектуалізованих рішень в експлуатацію мобільних машин.....	57
Висновки до розділу 1. Мета та основні завдання дослідження.....	61
РОЗДІЛ 2 УЗАГАЛЬНЕНИЙ МЕТОД ЗАСТОСУВАННЯ ГРАФОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МОБІЛЬНИХ МАШИН НА ПІДПРИЄМСТВІ	64
2.1 Загальні принципи використання графової нейронної мережі у виробничих системах.....	64
2.2 Механізм роботи графової нейронної мережі при оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві.....	67
2.3 Формування графа підприємства для застосування моделі графових нейронних мереж.....	72
2.4 Двошарова архітектура моделі графової нейронної мережі при оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві.	76

2.5 Тришарова архітектура моделі графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві	80
2.6 Вихідні вектори вузлів моделі графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві	83
2.7 Супервізоване динамічне навчання моделі графової нейронної мережі в процесі оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві.....	86
2.8 Порівняння дво- та тришарової архітектури моделі графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві.....	92
Висновки до розділу 2.....	95
РОЗДІЛ 3 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МЕТОДУ ГРАФОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ ТА ЕФЕКТИВНОСТІ ЕКСПЛУАТАЦІЇ МОБІЛЬНИХ МАШИН В МЕЖАХ ПІДПРИЄМСТВА.....	97
3.1 Формальні визначення графа підприємства.....	97
3.2 Математичний опис механізму графових нейронних мереж.....	99
3.3 Моделювання для дво- та тришарових архітектур графової нейронної мережі.....	102
3.4 Вектор-вчитель і функція втрат у супервізованому навчанні.....	105
3.5 Динамічне оновлення вагових коефіцієнтів і збіжність алгоритму методу графової нейронної мережі.....	107
3.6 Навчання моделі графо-нейронної мережі на виробничих даних.....	109
Висновки до розділу 3.....	114
РОЗДІЛ 4 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ГРАФОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ЕКСПЛУАТАЦІЇ МОБІЛЬНИХ МАШИН НА ПІДПРИЄМСТВІ.....	115
4.1. Вихідні умови та характеристика підприємства ТОВ «АРК ГРУПП»	115
4.2 Формування графової моделі підприємства ТОВ «АРК ГРУПП».....	122

4.3 Архітектура графової нейронної мережі та постановка задачі оптимізації для ТОВ «АРК ГРУПП».....	128
4.4 Реалізація методу оптимізації графової нейронної мережі на підприємстві.....	131
4.5 Результати оптимізації підприємства ТОВ «АРК ГРУПП» при інтеграції моделі графової нейронної мережі.....	136
Висновки до розділу 4.....	140
ВИСНОВКИ	142
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	144
ДОДАТКИ	165

ВСТУП

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА ДИСЕРТАЦІЇ

Актуальність теми дослідження. Ефективність експлуатації мобільних машин є ключовим чинником стабільної роботи підприємств у промисловості, аграрному секторі та комунальному господарстві. Зростання витрат на обслуговування, енергоємність, а також втрати продуктивності через простої, перевантаження та технічні несправності машин та обладнання актуалізують потребу в пошуку нових підходів до управління надійністю та ефективністю використання техніки. Традиційні методи, які ґрунтуються на фіксованих графіках обслуговування, ручному контролі та локальних рішеннях, демонструють низьку гнучкість і недостатню здатність реагувати на змінні умови виробничого середовища на підприємстві.

В процесі цифрової трансформації промисловості виникає потреба в системному оновленні принципів експлуатації мобільної техніки. При цьому слід враховувати великі обсяги телеметричних даних, стан та функціонування машин, топологію виробничих зв'язків, а також можливості автоматизованого аналізу та адаптивного управління. Саме тому дослідження інтелектуальних моделей експлуатації мобільних машин із використанням методів штучного інтелекту, зокрема графових нейронних мереж, є актуальним як з точки зору технічної модернізації, так і з огляду на економічну ефективність підприємницької діяльності.

Інтелектуалізація процесів експлуатації передбачає використання сенсорних систем, цифрових двійників, алгоритмів динамічного навчання та графових структур для досягнення адаптивного, контекстно-залежного режиму роботи мобільних машин і обладнання. Такий підхід дозволяє не лише виявляти відхилення в роботі в реальному часі, але й прогнозувати технічні несправності мобільних машин, оптимізувати маршрути переміщення, автоматично коригувати робочі режими, залежно від навантаження, стану вузлів графа та зовнішніх умов.

На відміну від класичних методів, графові нейронні мережі забезпечують якісно новий рівень експлуатації з підвищеною надійністю, економічністю та здатністю до самооптимізації. Це відкриває можливості для більш точного планування ресурсів, зниження аварійності, оптимізації логістики та загального покращення показників виробничої діяльності підприємств. Середовище промислового підприємства є ідеальним майданчиком для апробації, впровадження та масштабування графових моделей у сфері підвищення ефективності експлуатації мобільної техніки. Велика кількість повторюваних операцій, наявність структурованих телеметричних логістичних потоків, чітка технічна інфраструктура та вимога до високої ефективності створюють умови, де графові нейронні мережі можуть продемонструвати реальні переваги.

Успішне впровадження інтелектуальних систем управління мобільними машинами вимагає не лише технічної готовності підприємства, але й відповідної цифрової культури, кадрової підготовки та організаційної гнучкості. Важливим чинником є здатність колективу інтегрувати нові технології у виробничі процеси, використовуючи дані сенсорних систем, телеметрію та алгоритми машинного навчання. Це є безумовно актуальним і створює передумови для переходу до інтелектуалізації експлуатації машин, що відкриває нові горизонти в оптимізації внутрішніх процесів в умовах промислових підприємств та підвищення ефективності виробничих систем.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконана згідно з планами науково-дослідних робіт ЦНТУ в рамках наукової теми кафедри експлуатації та ремонту машин «Експлуатаційно-логістичні основи розробки та впровадження інтелектуальних систем технічного сервісу транспортних машин» (№ держ. реєстрації 0119U000615), «Підвищення надійності і ефективності системи агропромислового виробництва інтелектуальними та транспортно-логістичними технологіями» (№ держ. реєстрації 0121U110833).

Метою роботи є розробка та обґрунтування методів підвищення надійності та ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві із застосуванням графових нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети в дисертаційній роботі розв'язувались наступні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасний стан експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві та здійснити їх класифікацію за функціональними ознаками;

- з'ясувати вплив методів і сучасних технологій інтелектуалізації на надійність і ефективність використання мобільних машин у виробничій системі підприємства;

- обґрунтувати використання узагальненого методу графової нейронної мережі для ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві;

- розробити теоретичні основи методу графової нейронної мережі для функціонування виробничої системи підприємства;

- здійснити експериментальну реалізацію запропонованого методу графової нейронної мережі для оптимізації показників надійності та ефективності використання мобільних машин в організації і функціонуванні виробничої системи на підприємстві.

Об'єкт дослідження: процеси використання мобільних машин в умовах промислового підприємства, що характеризуються складною мережею взаємозв'язків між виробничими лініями, складами, транспортно-логістичними точками та адміністративним вузлами.

Предмет дослідження: методи та засоби інтелектуалізації управління мобільними машинами з метою підвищення їх експлуатаційної надійності та ефективності через побудову графових моделей та застосування алгоритмів графових нейронних мереж, формування цілісної наукової концепції, що поєднує теоретичне моделювання з прикладною реалізацією у вигляді імітаційних платформ.

Методи дослідження. У роботі використано цілий комплекс взаємопов'язаних методів: теоретичних аналіз літературних джерел; класифікацію мобільних машин за функціональними ознаками; математичне моделювання процесів експлуатації; побудова алгоритмів оптимізації на основі графових структур; системний підхід до формування архітектури управління; комп'ютерне імітаційне моделювання з використанням цифрових двійників; експертну оцінку ефективності запропонованих рішень; порівняльний аналіз показників надійності і ефективності. Для обробки і аналізу сформованої бази даних використані методи обробки інформації, методи теорії надійності та ефективності експлуатації машин

Інтеграція цих методів забезпечує глибоке опрацювання теми дослідження, дозволяє поєднати наукову строгість із практичною спрямованістю та відповідає сучасним вимогам до дисертацій докторів філософії. Такий підхід створює умови для формування цілісної концепції оптимізації експлуатації мобільних машин, яка поєднує теоретичні моделі, алгоритмічні рішення та їхню прикладну реалізацію у виробничому середовищі підприємства.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у розробці інтегрального методу інтелектуалізації процесів експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві, що дало змогу вирішити важливу науково-практичну задачу підвищення показників їх надійності та ефективності. Елементами наукової новини є те, що:

Вперше:

- розроблено і побудовано архітектуру методу графової нейронної мережі експлуатації мобільних машин у виробничій системі та адаптовано до умов реального підприємства, що дає можливість підвищити показники їх надійності та ефективності інтелектуалізацією використання.

- теоретичними та експериментальними дослідженнями доведено, що створення цифрового двійника мобільної машини з метою самоадаптації є новим підходом управління функціонування технікою і обладнанням на

підприємствах, що відкриває перспективи масштабування та інтеграції у їх виробничих системах.

Удосконалено:

- механізм оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві, використовуючи метод агрегації станів інформації сусідніх вузлів архітектури графової нейронної мережі, що дає можливість розробити алгоритм оптимізації та сформуванню матрицю вагових коефіцієнтів.

Набуло подальшого розвитку:

- визначення графа підприємства, як узагальненої його структури за допомогою множини вузлів і множини ребер, що дало можливість математично описати механізм реалізації графової нейронної мережі на виробничому підприємстві.

Практичне значення отриманих результатів полягає в наступному:

- виявлено можливість реального впровадження запропонованих рішень на підприємствах промислового та аграрного секторів (ТОВ «АРК ГРУПП» і ТОВ «РЕМСИНТЕЗ») для підвищення продуктивності, зниження витрат і стабілізації технічного стану і ефективного використання парку мобільних машин;

- розроблені двошарові та тришарові моделі графових нейронних мереж методу інтелектуалізації управління на підприємстві можуть бути інтегровані в сучасній інформаційній системі управління, що суттєво підвищить рівень цифровізації виробничого середовища та створює основу для формування цифрових двійників машин;

- результати апробації запропонованого методу інтелектуалізації експлуатації та використання мобільних машин показали, що вони мають універсальний характер і придатні для масштабування на інші підприємства, що мають виробничі системи;

- з'ясовано, що практична модель інтелектуального управління на основі графової нейронної мережі може стати основою нових стандартів експлуатації мобільних машин в Україні, забезпечуючи перехід до адаптивних

самооптимізованих режимів їх роботи.

Обґрунтованість і достовірність наукових положень та отриманих результатів забезпечується: результатами теоретичних та експериментальних досліджень, опробуванням запропонованого методу графової нейронної мережі на виробничих підприємствах, застосуванням розроблених моделей та алгоритмів, статистичними методами обробки інформації, методами теорії надійності та ефективності мобільних машин.

Особистий внесок здобувача

Основні положення дисертаційної роботи отримано дисертантом особисто: дано функціональні характеристики та класифікацію мобільних машин; запропоновано і обґрунтовано метод графової нейронної мережі на виробничому підприємстві; побудовано дво- і тришарову моделі цієї мережі та виявлено їх переваги; адаптовано запропоновану архітектуру методу графової нейронної мережі на ТОВ «Ремсинтез» і ТОВ «АРК ГРУПП». При реалізації методу виявлено ряд логістичних потоків [4], які були використані при побудові архітектури виробничої системи підприємства. Мету, постановку завдань, наукову новизну і практичну значимість отриманих результатів сформульовано під керівництвом наукових керівників.

У опублікованих роботах із співавторами особисто запропоновано: один з варіантів реалізації технологій фізичних та інформаційних просторів в інтелектуальній (кіберфізичній) системі експлуатації та технічного сервісу мобільних машин на платформі Smart-M3, яка дозволяє створити інфраструктуру і здійснити взаємодію ресурсів на підприємстві [1-3, 18]; підхід удосконалення стану мобільних машин та формування логістичної інформаційної бази їх функціонування [5]; математичне моделювання машинобудівних технологій для смарт-підприємств [6]; використання методу нейронних мереж для підвищення надійності та ефективності мобільних машин [7, 10]; вплив виробничо-технічної бази логістичної системи на виробничому підприємстві на ефективність його роботи [8, 9, 11, 12, 13]; специфіку, сутність і характерні риси інтелектуальних транспортних і

виробничих систем на підприємстві [14, 15, 16, 21]; інформаційно-логістичний підхід забезпечення надійності і ефективності сільськогосподарських та транспортних мобільних машин [17, 19, 20, 22, 23] на виробничому підприємстві.

Апробація результатів дисертації

Основні положення та результати дисертаційної роботи були представлені, обговорені і отримані позитивні відгуки на різного рівнях конференціях: I Міжнародній наук.-практ. інтернет-конф.: *"Інноваційні технології розвитку та ефективності функціонування автомобільного транспорту"*, ЦНТУ м.Кропивницький, Україна, 14-15 листопада 2018 року; I Міжнародної наук.-практ. конф. *«Підвищення надійності машин і обладнання»*, 17-19 квітня 2019 р. Кропивницький : ЦНТУ; VIII Міжн. наук.-практ. інтернет-конф. *«Проблеми і перспективи розвитку автомобільного транспорту»*, 14-15 квітня 2020р. – Вінниця: ВНТУ, 2020р.; VIII Міжн. наук.-практ. інтернет-конф. *«Проблеми і перспективи розвитку автомобільного транспорту»*, 14-15 квітня 2020р. – Вінниця: ВНТУ, 2020р.; II Міжнародної наук.-техн. інтернет-конф. *«Інноваційні технології розвитку машинобудування та ефективного функціонування транспортних систем»*, 25-27 березня 2020р. Рівне : НУВГП, 2020.; III Міжнародна наук.-практ. конф. *«Автомобільний транспорт та інфраструктура»*, м. Київ, Україна, 23–26 квітня 2020р.; II Міжнародної наук.-практ. конф. *«Підвищення надійності машин і обладнання»* 15-17 квітня 2020 року. Кропивницький : ЦНТУ, 2020р.; III Міжнар. наук.-практ. інтернет-конф.: *"Інноваційні технології розвитку та ефективності функціонування автомобільного транспорту"*, ЦНТУ м.Кропивницький, Україна, 18-19 листопада 2020 року.; VIII Міжнародної наук.-техн. конф. *"Крамаровські читання"* 25-26 лют. 2021 р., м. Київ / НУБіП; XIV Міжнародної наук.-практ. конф. *«Сучасні технології та перспективи розвитку автомобільного транспорту»*, 25-27 жовтня 2021 року. Вінниця: ВНТУ, 2021; IX Міжнародної наук.-техн. конф. *"Крамаровські читання"* 24-25 лют. 2022 р., м. Київ / НУБіП; IV Міжнародної наук.-практ. конф.

"Підвищення надійності і ефективності машин, процесів і систем", 13-15 квітня 2022 р. Кропивницький : ЦНТУ, 2022; X Міжнародної наук.-техн. конф. "Крамаровські читання" 23-24 лют. 2023 р., м. Київ / НУБіП; XI Міжнар. наук.-техн. конф. «Крамаровські читання» 22-23 лют. 2024 р., м. Київ / МОН України, НУБіП.

Публікації

Результати дисертаційної роботи опубліковані в 23 наукових працях: 6 наукових статей у фахових виданнях, 1 стаття у наукометричній базі SCOPUS, 13 матеріалів і тез доповідей на конференціях, розділи у 2 монографіях і 1 навчальному посібнику.

Структура й обсяг роботи

Дисертаційна робота складається: з вступу, чотирьох розділів, висновків, списку літератури зі 158 найменувань та 7 додатків. Основний зміст викладено на 175 сторінках комп'ютерного тексту, включаючи 18 рисунків та 11 таблиць.

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕННЯ ТА СКОРОЧЕННЬ

- АПК – агропромисловий комплекс
- ВС – виробнича система
- ГЗМ – графова згорткова мережа
- ГНМ – графова нейронна мережа
- Держ. Стат. України – Державна служба статистики України
- ІнтС – інформаційна технологія
- ІнтТ – інтелектуальна технологія
- ІС – інформаційна система
- ІТ – інформаційна технологія
- КММ – комунальна мобільна техніка
- ПрММ – промислова мобільна машина
- СГММ – сільськогосподарська мобільна машина
- СММ – спеціалізована мобільна машина
- ТЗ – транспортний засіб
- ТММ – транспортна мобільна машина
- ТО – технічне обслуговування
- ТС – транспортна система
- ЦС – цифрова система
- ШІ – штучний інтелект
- CNN – Convolutional Neural Network (згорткова нейронна мережа)
- ERP – Enterprise Resource Planning (система планування ресурсів підприємства)
- GAT – graph attention network
- GCN – Graph Convolutional Network
- GDPR – General Data Protection Regulation
- GNN – GraphNeuralNetwork
- GPS – Global Positioning System
- LossFunction (Функція втрат) – математичний критерій для оцінки похибки моделі
- MES – Manufacturing Execution System (система управління виробничими процесами)
- ReLU – Rectified Linear Unit (функція активації)

РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ МОБІЛЬНИХ МАШИН І ПЕРСПЕКТИВИ ІНТЕЛЕКТУАЛІЗАЦІЇ ЇХ ЕКСПЛУАТАЦІЇ

1.1 Класифікація мобільних машин – фундаментальна основа для аналізу їхнього технічного і функціонального стану та перспектив інтелектуалізації процесів експлуатації на підприємстві

У сучасних підприємствах мобільні машини виконують широкий спектр функцій від забезпечення промислових процесів і комунального обслуговування до транспортних перевезень, аграрних робіт та спеціалізованих завдань у будівництві й обороні [10, 18,28]. Класифікація мобільних машин за секторами використання наведена на рис.1.1:



Рисунок 1.1 - Діаграма класифікації мобільних машин за секторами використання

Така багатофункціональність зумовлює необхідність систематизації техніки за сферами застосування, що дозволяє не лише структурувати

науковий аналіз, але й визначити ключові напрями оптимізації та впровадження інтелектуальних технологій [131, 150, 154]:

Наведена узагальнена діаграма класифікації мобільних машин, яка відображає їх поділ на п'ять основних категорій: промислові, комунальні, транспортні, сільськогосподарські та спеціалізовані. Така структуризація створює методологічну основу для подальшого дослідження кожної групи машин у контексті їхніх функцій, технічних характеристик, економічної ефективності та можливостей інтелектуалізації.

Промислові мобільні машини (ПрММ) (виробничі лінії, спецтехніка). До промислових мобільних машин належать агрегати та комплекси, що забезпечують виконання технологічних операцій у виробничих середовищах підприємства. Це можуть бути мобільні виробничі лінії, пересувні установки для обробки матеріалів, а також спеціалізована техніка для монтажних і ремонтних робіт. ПрММ формують основу сучасної промислової інфраструктури, забезпечуючи гнучкість і мобільність виробничих процесів на підприємстві.

Основна функція ПрММ полягає у виконанні технологічних операцій без прив'язки до стаціонарних цехів. Вони застосовуються для обробки металів, виготовлення конструкцій, монтажу обладнання, а також для виконання спеціальних завдань у будівництві чи енергетиці. Додатково такі машини можуть виконувати функції діагностики, контролю якості та автоматизованого управління процесами.

ПрММ характеризуються високою потужністю, універсальністю та можливістю інтеграції у різні виробничі цикли. Продуктивність ПрММ залежить від типу обладнання: від кількох десятків до сотень одиниць продукції за зміну. Енергоспоживання ПрММ варіюється від дизельних і електричних двигунів до гібридних систем. Рівень автоматизації може коливатися від традиційних механічних систем до сучасних роботизованих комплексів.

Вартість промислових мобільних машин визначається їхньою

спеціалізацією та рівнем автоматизації. Орієнтовний діапазон – від кількох десятків тисяч доларів для базових установок до мільйонів доларів для високотехнологічних мобільних виробничих ліній. Експлуатаційні витрати включають паливо, електроенергію, технічне обслуговування та амортизацію. Економічна ефективність таких машин проявляється у скороченні часу виробничих циклів та зменшенні потреби у стаціонарних інфраструктурних об'єктах.

Сучасні промислові мобільні машини активно інтегрують сенсорні системи, телеметрію та цифрові платформи управління. Використання методів штучного інтелекту дозволяє оптимізувати виробничі операції та зменшувати ризики простоїв мобільних машин. Перспективи розвитку інтелектуалізації мобільних машин пов'язані з переходом до повністю автономних мобільних виробничих комплексів, здатних самостійно адаптуватися до умов середовища та інтегруватися у «розумні фабрики» майбутнього.

Комунальні мобільні машини (КММ) (рис.1.2) становлять окрему категорію техніки, призначену для забезпечення життєдіяльності міських і сільських територій. До КММ належать сміттєвози, машини для прибирання вулиць, поливально-мийні агрегати, техніка для утримання зелених насаджень та інші спеціалізовані засоби. КММ формують основу інфраструктури комунального господарства, забезпечуючи санітарний стан і комфорт населення.

КММ відзначаються середньою потужністю та високою маневреністю, що дозволяє ефективно працювати у міських умовах. Вантажопідйомність сміттєвозів коливається від 5 до 20 тон, прибиральна техніка має компактні розміри та оснащується спеціальними щітками, вакуумними системами чи поливальними установками. Енергоспоживання здебільшого базується на дизельних двигунах, проте сучасні моделі переходять на електричні та гібридні системи. Рівень автоматизації варіюється від базових механічних систем до інтелектуалізованих платформ з GPS-навігацією та дистанційним управлінням.



Рисунок 1.2 - Приклад комунальної мобільної машини

Вартість КММ залежить від їхнього призначення та рівня технологічної оснащеності. Сміттєвози коштують у межах \$50–150 тис., прибиральна техніка \$30...80 тис., а сучасні електричні моделі можуть перевищувати \$200 тис. Витрати на експлуатацію включають паливо, технічне обслуговування, заміну робочих елементів (щіток, фільтрів), а також витрати на персонал. Економічна ефективність визначається скороченням часу на виконання робіт, зменшенням витрат на ручну працю та підвищенням якості комунальних послуг.

Сучасні КММ активно інтегрують телеметрію, сенсори заповнення контейнерів, системи автоматичного маршрутизування та цифрові платформи управління. Використання методів штучного інтелекту дозволяє оптимізувати графіки збору відходів, прогнозувати навантаження на транспортні засоби та зменшувати витрати пального. Перспективи розвитку полягають у переході до повністю автономних комунальних машин, здатних працювати без участі оператора, інтегруватися у «розумні міста» та забезпечувати екологічно чисті технології прибирання й утилізації.

Транспортні мобільні машини (ТММ) (вантажні, легкові, спеціалізовані) охоплюють широкий спектр техніки, призначеної для переміщення людей, вантажів та спеціалізованих об'єктів [17, 62, 136]. ТММ

належать вантажні автомобілі, легкові транспортні засоби (ТЗ), а також спеціалізовані машини наприклад, автоцистерни, карети швидкої допомоги, пожежні автомобілі чи військові ТЗ. ТММ формують основу транспортної інфраструктури та забезпечують мобільність економіки й суспільства.

Основна функція ТММ полягає у здійсненні перевезень. Вантажні автомобілі забезпечують доставку продукції та матеріалів, легкові машини мобільність населення, а спеціалізовані ТЗ виконують критичні завдання у сферах медицини, безпеки та оборони. Додатково ТММ можуть бути інтегровані у виробничі та логістичні системи, забезпечуючи безперервність постачання ресурсів.

ТММ характеризуються великою різноманітністю параметрів. Вантажні автомобілі мають вантажопідйомність від 1 до 40 тон, легкові машини потужність двигуна від 70 до 300 к.с., спеціалізовані транспортні засоби унікальні конструктивні особливості, що відповідають їхнім завданням (наприклад, пожежні автомобілі оснащуються насосними системами, автоцистерни резервуарами для рідин). Енергоспоживання варіюється від традиційних дизельних і бензинових двигунів до сучасних електричних та гібридних систем. Рівень автоматизації ТММ поступово зростає завдяки впровадженню систем навігації, телеметрії та елементів автономного управління.

Вартість ТММ залежить від їхнього типу та призначення. Легкові автомобілі коштують від \$10 тис. до \$100 тис., вантажні від \$30 тис. до \$200 тис., спеціалізовані від \$50 тис. до кількох сотень тисяч доларів. Експлуатаційні витрати включають паливо, технічне обслуговування, страхування та амортизацію. Економічна ефективність визначається здатністю забезпечувати безперервність перевезень, скорочувати логістичні витрати та підвищувати продуктивність транспортних систем мобільних транспортних машин.

Сучасні ТММ активно інтегрують інтелектуальні системи управління. Використання GPS-навігації, телеметрії та систем моніторингу технічного

стану дозволяє оптимізувати маршрути, зменшувати витрати пального та запобігати аварійним ситуаціям. Нейронні мережі застосовуються для прогнозування навантаження на ТЗ та планування їх логістики. Перспективи розвитку ТММ полягають у переході до автономних транспортних систем (ТС), інтегрованих у «розумні міста» та цифрові виробничо-логістичні платформи.

Сільськогосподарські мобільні машини (СГММ) [82, 127, 131] становлять одну з найважливіших категорій техніки, що забезпечує ефективність аграрного виробництва (рис. 1.3). До СГММ належать комбайни для збирання врожаю, трактори для обробітку ґрунту та транспортування, обприскувачі для внесення добрив і засобів захисту рослин, а також сівалки та інші агрегати. СГММ формують основу сучасного агропромислового комплексу (АПК), забезпечуючи механізацію та автоматизацію ключових виробничих процесів.



Рисунок 1.3 - Приклад сільськогосподарські мобільні машини

Основна функція СГММ полягає у виконанні технологічних операцій у

рослинництві та тваринництві. Комбайни здійснюють збирання зернових і технічних культур, трактори виконують широкий спектр робіт від оранки до транспортування, а обприскувачі забезпечують захист посівів від хвороб і шкідників. Додатково сучасні СГММ інтегруються у системи точного землеробства, що дозволяє оптимізувати використання ресурсів та підвищувати врожайність.

СГММ характеризуються високою потужністю та продуктивністю. Трактори мають потужність від 50 до 500 к.с., комбайни здатні збирати десятки тон зерна за зміну, а обприскувачі оснащуються системами точного дозування та GPS-навігації. Енергоспоживання СГММ здебільшого базується на дизельних двигунах, проте активно впроваджуються електричні та гібридні рішення. Рівень автоматизації варіюється від традиційних механічних систем до інтелектуалізованих комплексів із сенсорами та системами дистанційного управління.

Вартість СГММ залежить від їхнього типу та рівня технологічної оснащеності. Трактори коштують від \$30 тис. до \$200 тис., комбайни від \$100 тис. до \$500 тис., обприскувачі від \$50 тис. до \$150 тис. Експлуатаційні витрати включають паливо, технічне обслуговування, заміну робочих елементів та амортизацію. Економічна ефективність визначається здатністю скорочувати трудові витрати, підвищувати продуктивність та забезпечувати стабільність аграрного виробництва.

Сучасні СГММ активно інтегрують інтелектуальні системи управління. Використання сенсорів вологості ґрунту, GPS-навігації та телеметрії дозволяє здійснювати точне землеробство, оптимізувати витрати пального та добрив, а також прогнозувати технічний стан машин. Нейронні мережі застосовуються для аналізу даних з полів і прогнозування врожайності. Перспективи розвитку СГММ полягають у створенні повністю автономних аграрних машин, здатних працювати без участі оператора та інтегруватися у цифрові ферми майбутнього.

Спеціалізовані мобільні машини (СММ) [131, 150, 154] (будівельна,

військова техніка) охоплюють техніку, призначену для виконання специфічних завдань у будівельній, військовій та інших галузях, де потрібні особливі функціональні можливості (рис. 1.4):



Рисунок 1.4 - Приклад спеціалізованої мобільної машини

До СММ належать екскаватори, бульдозери, крани, військові броньовані машини, інженерні комплекси та інші агрегати, що забезпечують виконання робіт у складних умовах. СММ формують основу інфраструктури стратегічних галузей, де мобільність та надійність є критично важливими.

Будівельні машини виконують завдання з підготовки ґрунту, зведення споруд, транспортування матеріалів та монтажу конструкцій. Військова техніка забезпечує мобільність військових підрозділів, захист особового складу та виконання інженерних завдань у бойових умовах. Додатково спеціалізовані машини можуть застосовуватися у надзвичайних ситуаціях для ліквідації наслідків стихійних лих, аварій чи техногенних катастроф.

СММ характеризуються високою потужністю, міцністю та адаптивністю до складних умов експлуатації. Екскаватори мають вантажопідйомність ковша від 0,5 до 5 м³, бульдозери потужність двигуна від 100 до 500 к.с., військові броньовані машини захист від стрілецької зброї та вибухових пристроїв. Енергоспоживання СММ здебільшого базується на дизельних двигунах, проте активно впроваджуються гібридні та електричні системи. Рівень автоматизації

СММ варіюється від традиційних механічних систем до сучасних роботизованих комплексів із дистанційним управлінням.

Вартість СММ значно перевищує середні показники інших категорій. Будівельна техніка коштує від \$100 тис. до \$500 тис., військові машини від \$500 тис. до кількох мільйонів доларів. Експлуатаційні витрати СММ включають паливо, технічне обслуговування, ремонт та модернізацію. Економічна ефективність визначається здатністю виконувати завдання у складних умовах, скорочувати час будівельних чи військових операцій та забезпечувати безпеку персоналу.

Сучасні СММ активно інтегрують інтелектуальні системи управління. У будівельній техніці застосовуються сенсори для контролю навантаження, системи GPS-навігації та автоматизовані платформи управління. У військовій техніці впроваджуються системи методів ШІ для аналізу даних, автономного пересування та управління бойовими комплексами. Перспективи розвитку СММ полягають у створенні повністю автономних спеціалізованих машин, здатних працювати у небезпечних умовах без участі людини та інтегруватися у цифрові системи (ЦС) управління інфраструктурою й обороною.

Таким чином, класифікація мобільних машин за сферами застосування дозволяє систематизувати їх різноманітність та визначити ключові напрями використання у сучасних виробничих і соціально-економічних процесах. Промислові, комунальні, транспортні, сільськогосподарські та спеціалізовані мобільні машини утворюють цілісну систему, що забезпечує функціонування промисловості, аграрного сектору, комунального господарства та стратегічних галузей. Кожна категорія має власні функціональні особливості, технічні характеристики та економічні параметри, що визначають її ефективність у конкретних умовах експлуатації.

Водночас усі групи мобільних машин демонструють спільну тенденцію поступового впровадження інтелектуальних технологій, які забезпечують підвищення продуктивності, зменшення витрат та оптимізацію процесів управління. Це створює передумови для формування єдиної концепції

інтелектуалізації мобільної техніки.

1.2 Стан надійності та ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві

Надійність і ефективність експлуатації мобільних машин визначається комплексом показників, що відображають їхню безвідмовність, довговічність, продуктивність, економічність у реальних умовах використання. До ключових параметрів надійності та ефективності належать наступні [82, 122, 156]:

1. Продуктивність (технологічна ефективність), яка характеризує кількість виконаних операцій або обсяг перевезених вантажів за одиницю часу. Для ПММ це може бути кількість оброблених деталей, для ТММ – обсяг перевезених вантажів, для СГММ – площа оброблених полів чи обсяг зібраного врожаю.

2. Витрати на експлуатацію, що включають споживання пального чи електроенергії, витрати на технічне обслуговування, ремонт та амортизацію вузлів, агрегатів та мобільних машин в цілому.

3. Коефіцієнт використання часу роботи, який показує співвідношення між фактичним часом роботи мобільної машини та її простоем.

4. Надійність, що визначають середній час безвідмовної роботи та ресурс основних вузлів, систем та агрегатів та мобільних машин в цілому.

5. Економічна ефективність, яка інтегрує витрати та продуктивність у єдиний показник рентабельності експлуатації мобільних машин за сектором використання.

У сучасних умовах функціонування мобільних машин на виробничих підприємствах особливого значення набуває баланс між продуктивністю та витратами. Надмірне використання ресурсів при цьому без відповідного зростання продуктивності призводить до зниження загальної ефективності.

Тому підприємства прагнуть до оптимізації експлуатаційних процесів мобільними машинами за секторами використання шляхом впровадження інтелектуальних систем моніторингу та логістичного управління.

Згідно даних Державної служби статистики України (Держстат), Міністерства економіки України та галузеві огляди ринку ПрММ, КММ, ТММ, СГМ, СММ можна відобразити динаміку ефективності експлуатації мобільних машин в Україні [1-4], [122].

На рис. 1.5 представлено таку узагальнену динаміку показників ефективності використання мобільних машин в Україні. Можна спостерігати тенденцію, що демонструє поступове зниження продуктивності через високий рівень зношеності мобільних машин та зростання витрат на їх утримання. Водночас спостерігається потреба у модернізації та впровадженні інноваційних технологій здатних забезпечити підвищення ефективності експлуатації. Кількісні показники, які відображають стан ефективності мобільних машин стан ефективності мобільних машин в Україні та світі наведено в таблиці 1.1.

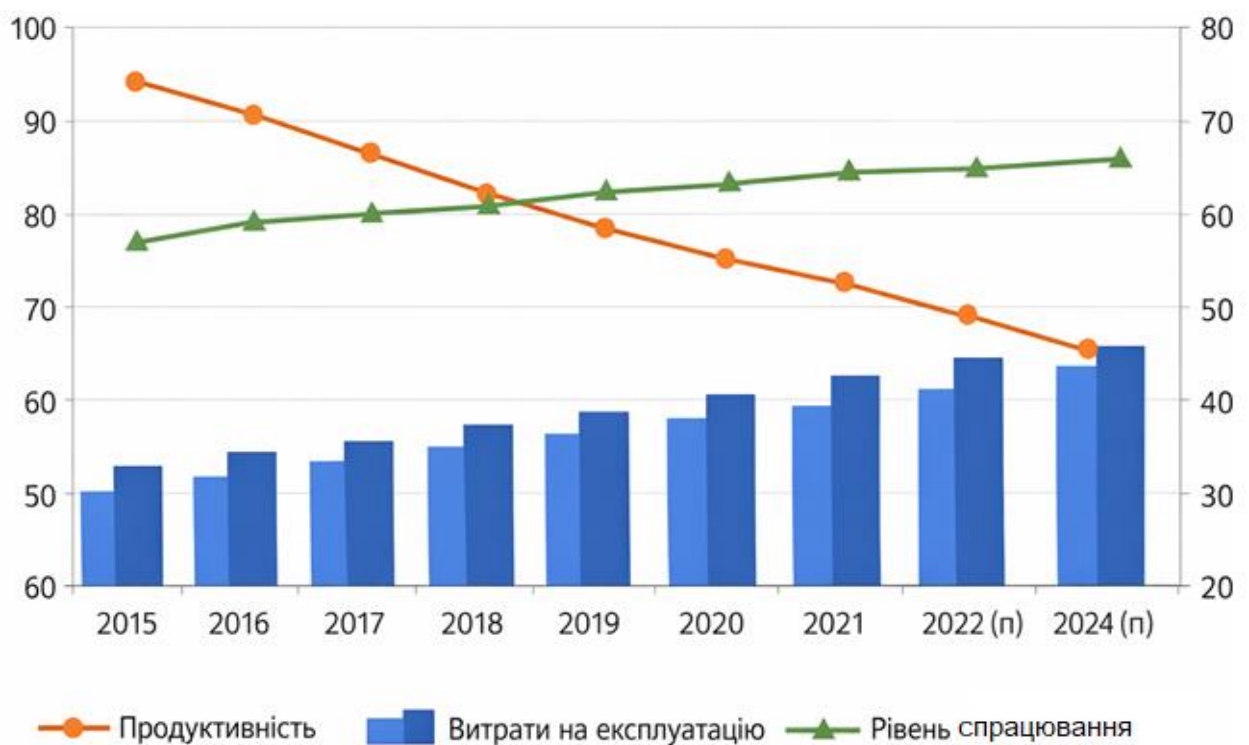


Рисунок 1.5 - Динаміка ефективності мобільних машин в Україні (ліва вертикальна вісь на графіку відповідає продуктивності мобільних машин, а права – рівню зношеності та витратам на експлуатацію) у відсотках

Таблиця 1.1

Порівняння ефективності експлуатації мобільних машин в Україні та світі

Показник	Україна (за даними Держстату та галузевих оглядів)	Світові тенденції (ЄС, США, Азія)
Рівень зношеності парку мобільних машин	60...70% (більшість техніки старша за 15 років)	25...35% (регулярне оновлення парку машин)
Продуктивність	Зниження на 15...20% за останнє десятиліття	Зростання на 10...15% завдяки автоматизації
Витрати на експлуатацію	Високі: до 20...25% від вартості машини щорічно	Нижчі: 10...15% завдяки Predictive Maintenance
Інвестиції у модернізацію	Обмежені, переважно за рахунок імпорту мобільних машин	Активні програми оновлення та локального виробництва
Інтелектуалізація процесів	Початковий етап: GPS-навігація, базова телеметрія	Розвинені системи штучного інтелекту, роботизація, автономні мобільні машини

У провідних країнах світу автоматизація мобільних машин стала основним інструментом підвищення продуктивності та зниження витрат за секторами їх використання. Згідно з даними International Federation of Robotics (IFR) у 2025 році кількість промислових роботів перевищила 3,5 млн. одиниць, а темпи їх впровадження зростають на 10...15% щорічно. У транспортному секторі активно розвиваються системи автономного водіння, адаптивного круїз-контролю та автоматичного паркування. У сільському господарстві GPS-керовані трактори, дрони для обприскування та сенсорні системи контролю стану ґрунту [5].

Роботизація мобільних машин виходить за межі стаціонарних виробництв підприємств і активно інтегрується у мобільні платформи. Наприклад, будівельні роботи виконуються автономними екскаваторами з машинним зором, а комунальні служби використовують роботизовані машини

для прибирання вулиць. У військовій сфері автономні наземні платформи для розвідки та логістики. Роботизовані мобільні машини здатні адаптуватися до змін середовища, самостійно приймати рішення та взаємодіяти з іншими елементами інфраструктури [6].

Світові виробники мобільної техніки (John Deere, Caterpillar, Volvo, Tesla) активно впроваджують цифрові платформи управління, які дозволяють дистанційно контролювати технічний стан, планувати обслуговування, аналізувати продуктивність та оптимізувати маршрути. Більшість сучасних машин мають вбудовані модулі телеметрії, сенсори, CAN-шини та інтерфейси для підключення до хмарних сервісів [7].

Автоматизація сприяє переходу до енергоефективних рішень. Електричні та гібридні мобільні машини поступово витісняють дизельні аналоги. У ЄС діють програми субсидування «розумної» техніки, яка відповідає стандартам викидів CO₂ та шуму. Це стимулює виробників до розробки екологічно чистих, автономних мобільних машин з мінімальним впливом на довкілля (рис. 1.6).

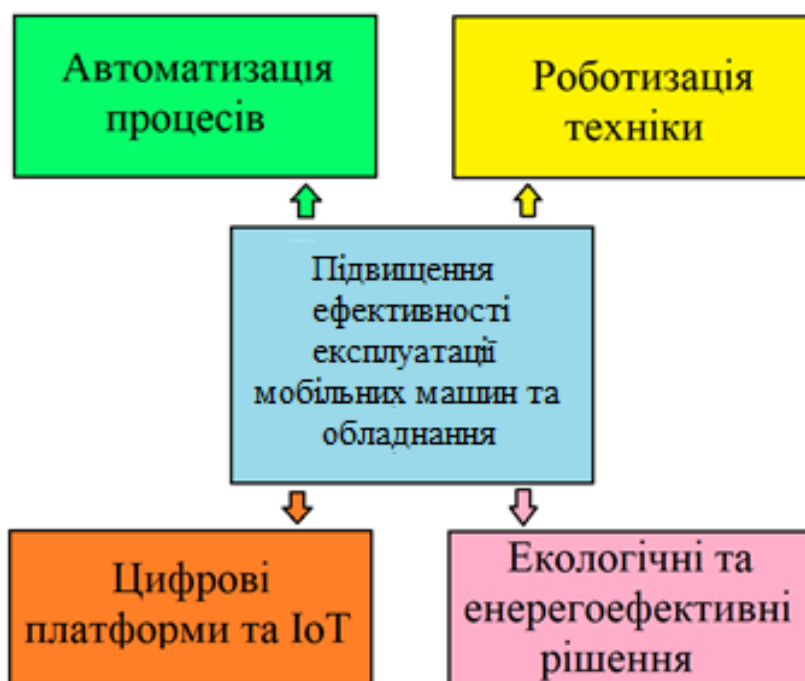


Рисунок 1.6 – Тенденції розвитку ефективності експлуатації мобільних машин

Україна має потенціал для інтеграції у глобальні ланцюги автоматизації,

особливо у промисловому, транспортному, аграрному та будівельному секторах. Вітчизняні підприємства можуть адаптувати світові рішення через локалізацію програмного забезпечення, використання відкритих протоколів та створення власних цифрових платформ управління мобільних машин під час їх виробництва та експлуатації.

Світові тенденції розвитку мобільних машин свідчать, що автоматизація та роботизація мобільних машин це не просто технологічний прогрес, а стратегічна необхідність для підвищення ефективності, безпеки та екологічності експлуатації. Україна має шанс інтегруватися у ці процеси через модернізацію мобільних машин різних секторів використання та розвиток цифрових технологій. Аналіз ефективності експлуатації мобільних машин в Україні та світі демонструє суттєві відмінності, що зумовлені рівнем технологічного розвитку, інвестиційною політикою та темпами модернізації техніки.

Вітчизняний парк мобільних машин характеризується високим рівнем зношеності понад 60% техніки експлуатується понад 15 років. Це призводить до зниження продуктивності на 15...20% у порівнянні з номінальними показниками та до зростання витрат на утримання, які сягають 20...25% від вартості машини щорічно. Модернізація парку мобільних машин на підприємстві здійснюється переважно за рахунок імпорту нової техніки, тоді як власне виробництво має обмежені масштаби

У країнах ЄС, США та Азії парк мобільних машин оновлюється регулярно, що забезпечує рівень зношеності на рівні 25...35%. Продуктивність техніки на підприємстві зростає завдяки впровадженню автоматизації та роботизації, а витрати на експлуатацію знижуються до 10...15% завдяки застосуванню систем прогнозування технічного стану та цифрових платформ управління. Інвестиції у модернізацію підприємства здійснюються системно, часто за підтримки державних програм, що стимулюють виробників до розробки енергоефективних і автономних рішень, що стосуються експлуатації та використання мобільних машин.

Україна значно поступається провідним країнам світу за показниками ефективності експлуатації мобільних машин. Основними причинами є високий рівень зношеності, недостатні інвестиції у модернізацію конструкції мобільних машин та обмежене впровадження інтелектуальних технологій. Водночас світові тенденції демонструють, що системне оновлення парку мобільних машин та інтеграція цифрових рішень дозволяють суттєво підвищити продуктивність її експлуатації і знизити витрати. Для України це створює стратегічну необхідність у прискоренні модернізації та адаптації світових практик.

Інноваційні технології відіграють ключову роль у підвищенні ефективності експлуатації мобільних машин, забезпечуючи зростання продуктивності, зниження витрат та підвищення надійності. Впровадження цифрових рішень, автоматизації та роботизації змінює традиційні підходи до використання техніки в промисловості, транспорті, аграрному секторі та комунальному господарстві.

Сучасні мобільні машини оснащуються сенсорними системами, телеметрією та інтелектуальними платформами управління. Використання методів ШІ дозволяє здійснювати прогнозне обслуговування, щодо зміни технічного стану мобільних машин. Завдяки цьому зменшується кількість аварійних зупинок і скорочує витрати на їх ремонт. Інтеграція GPS-навігації та систем машинного зору [21, 23, 33] забезпечує точність виконання операцій та оптимізацію маршрутів.

Зазначені інновації сприяють зниженню експлуатаційних витрат на 20–30% завдяки оптимізації використання пального, зменшенню простоїв та підвищенню ресурсу основних вузлів, систем та агрегатів мобільних машин. Продуктивність машин зростає завдяки автоматизації процесів та інтеграції у цифрові виробничі й логістичні системи. Це створює додаткову рентабельність для підприємств і підвищує конкурентоспроможність на ринку мобільних машин.

Інноваційні мобільні машини забезпечують підвищення безпеки праці,

зменшення екологічного навантаження та створення нових робочих місць у сфері інтелектуальних технологій. Вони стають важливим елементом «розумних міст» та «цифрових ферм», інтегруючись у комплексні системи управління інфраструктурою [22, 33, 36].

У світовому масштабі спостерігається тенденція до створення повністю автономних мобільних машин, здатних працювати без участі оператора. Для України впровадження інноваційних технологій є стратегічною необхідністю, адже воно дозволить компенсувати високий рівень зношеності техніки, підвищити продуктивність та інтегруватися у глобальні виробничі й логістичні ланцюги.

Порівняльний аналіз ефективності експлуатації мобільних машин за секторами використання в Україні та світі показав суттєві відмінності у рівні продуктивності, витрат та ступені їх інтелектуалізації. Для українського парку мобільних машин характерним є високий рівень зношеності та значні витрати на утримання, що знижує загальну ефективність мобільних машин і потребує системної модернізації. Натомість у провідних країнах світу спостерігається активне впровадження автоматизації, роботизації та цифрових платформ управління, що забезпечує зростання продуктивності та зменшення експлуатаційних витрат мобільних машин, що використовуються на виробничих підприємствах.

Крім того ключовим чинником підвищення ефективності є інновації від сенсорних систем і телеметрії до автономних мобільних машин. Їхній вплив проявляється у зниженні витрат, підвищенні надійності та інтеграції у «розумні» виробничі й соціально-економічні системи. Для України це створює стратегічну необхідність у прискорення модернізації мобільних машин, адаптації світових практик їх експлуатації та розвитку власних інноваційних рішень на виробничих підприємствах.

експлуатації мобільних машин

Сенсорні системи є базовим елементом інтелектуалізації мобільних машин, забезпечуючи безперервний моніторинг технічного стану, виявлення несправностей та підтримку оптимального режиму експлуатації. Вони формують основу для реалізації концепції «розумної техніки», здатної самостійно реагувати на зміни навантаження, температури, вібрацій та інших параметрів.

У мобільних машинах застосовуються різноманітні сенсори: температурні датчики для контролю перегріву двигунів, гідросистем, акумуляторів; вібраційні сенсори для діагностики підшипників, валів, ходової частини; датчики тиску та рівня рідин для контролю гідравліки, мастила, пального; сенсори навантаження для визначення перевантаження, оптимізації режимів роботи; сенсори положення та кута для точного позиціонування у транспортних і будівельних машинах [117, 126, 141, 152].

Функціональні можливості сенсорних системи передбачають: раннє виявлення несправностей та попередження аварій; збір даних для телеметрії та цифрових платформ управління; адаптацію режимів роботи машини до реальних умов; підвищення безпеки експлуатації та зниження витрат на ремонт; інтеграція у цифрову інфраструктуру [141, 152, 142].

Сучасні сенсори мають інтерфейси для підключення до CAN-шини, Ethernet, Wi-Fi або LoRaWAN, що дозволяє інтегрувати їх у цифрові платформи управління. Дані з сенсорів передаються у реальному часі до хмарних систем, де здійснюється їх аналіз, візуалізація та формування рекомендацій для оператора або автоматизованої системи [126, 141, 142, 152].

На рис. 1.7 представлено типову архітектуру сенсорної системи мобільної машини, що включає датчики температури, тиску, вібрацій, положення та навантаження, об'єднані у єдину мережу з передачею даних до центрального контролера або хмарної платформи.



Рисунок 1.7 - Сенсорна система моніторингу мобільної машини

У майбутньому сенсорні системи будуть доповнені елементами ШІ, здатними самостійно аналізувати дані, прогнозувати несправності та оптимізувати режими роботи. Це дозволить перейти від реактивного до проактивного обслуговування техніки, підвищуючи її надійність і ефективність експлуатації та використання.

Зазначимо, що телеметрія є ключовим компонентом сучасних систем управління мобільними машинами, забезпечуючи збір, передачу та аналіз технічних параметрів у реальному часі. Вона дозволяє здійснювати дистанційний моніторинг стану техніки, контролювати її роботу, прогнозувати несправності та оптимізувати експлуатаційні процеси.

Телеметричні системи складаються з сенсорів, комунікаційних модулів (GSM, LTE, LoRa, Wi-Fi), контролерів та серверної частини. Дані про температуру, тиск, навантаження, витрати пального, місцезнаходження та інші параметри передаються на центральний сервер або хмарну платформу, де

здійснюється їх обробка, візуалізація та формування звітів [122, 152].

Функціональні можливості телеметричних систем передбачають:

1. Моніторинг у реальному часі оператор або система отримує актуальні дані про стан машини.

2. Геолокація та трекінг визначення маршруту, швидкості, зупинок, зон роботи.

3. Аналіз продуктивності облік робочого часу, навантаження, ефективності використання.

4. Прогнозне обслуговування виявлення відхилень, що можуть свідчити про майбутні несправності.

5. Інтеграція з системами діагностики для автоматичного формування технічних завдань, звітів, графіків обслуговування.

У сільському господарстві телеметрія дозволяє контролювати зміну стану тракторів, комбайнів, агродронів; на транспорті-вантажні автомобілі; автобуси; спецтехніку; у будівництві – екскаватори, крани, бетонозмішувачі. Військова техніка також оснащується телеметричними модулями для дистанційного управління та діагностики.

Перевагами для виробничих підприємств є: зниження витрат на обслуговування та ремонт; підвищення безпеки експлуатації; оптимізація логістики та планування; підвищення прозорості та керованості технічного парку.

Телеметрія поступово інтегрується з системами ШІ, що дозволяє не лише збирати дані, але приймати рішення на їх основі. У майбутньому очікується перехід до повністю автономних систем моніторингу, здатних самостійно реагувати на зміни технічного стану та формувати команди для коригування режимів роботи мобільної техніки на виробничому підприємстві.

Цифрові платформи управління мобільними машинами є ключовим інструментом інтелектуалізації сучасної техніки. Вони забезпечують інтеграцію сенсорних систем, телеметрії та аналітики у єдине інформаційне середовище, що дозволяє здійснювати комплексний контроль, оптимізацію та

прогнозування експлуатаційних процесів.

Типову цифрову платформу платформа складають три рівні:

- збору даних сенсорами та телеметричними модулями, що передають інформацію про технічний стан;
- обробки локальними контролерами або хмарними серверами, які здійснюють аналіз даних, виявлення відхилень та формування рекомендацій;
- управління інтерфейси для оператора, мобільні додатки та автоматизовані системи прийняття рішень.

Функціональні можливості цифрових платформ передбачають:

- моніторинг технічного стану у реальному часі;
- автоматизація технічного обслуговування;
- оптимізація маршрутів та режимів роботи;
- інтеграція з системами управління підприємства;
- формування звітів та аналітики для стратегічного управління.

На транспорті цифрові платформи дозволяють управляти автопарком, контролювати витрати пального та маршрути [143]. У сільському господарстві цифрові платформи дозволяють координувати роботу мобільних сільськогосподарських машин. У промисловості цифрові платформи здійснюють централізований контроль виробництва і технічного стану мобільних машин, що працюють на виробничих лініях.

Узагальнену схему цифрової платформи, яка об'єднує сенсори, телеметрію, хмарні сервіси та інтерфейси управління, створюючи єдине інформаційне середовище для контролю мобільних машин представлено на рис.1.8.

У майбутньому цифрові платформи будуть інтегровані з технологіями штучного інтелекту та великих даних (Big Data), що дозволить здійснювати прогнозне управління, автоматичну оптимізацію ресурсів та формування стратегічних рішень без участі оператора мобільних машин.

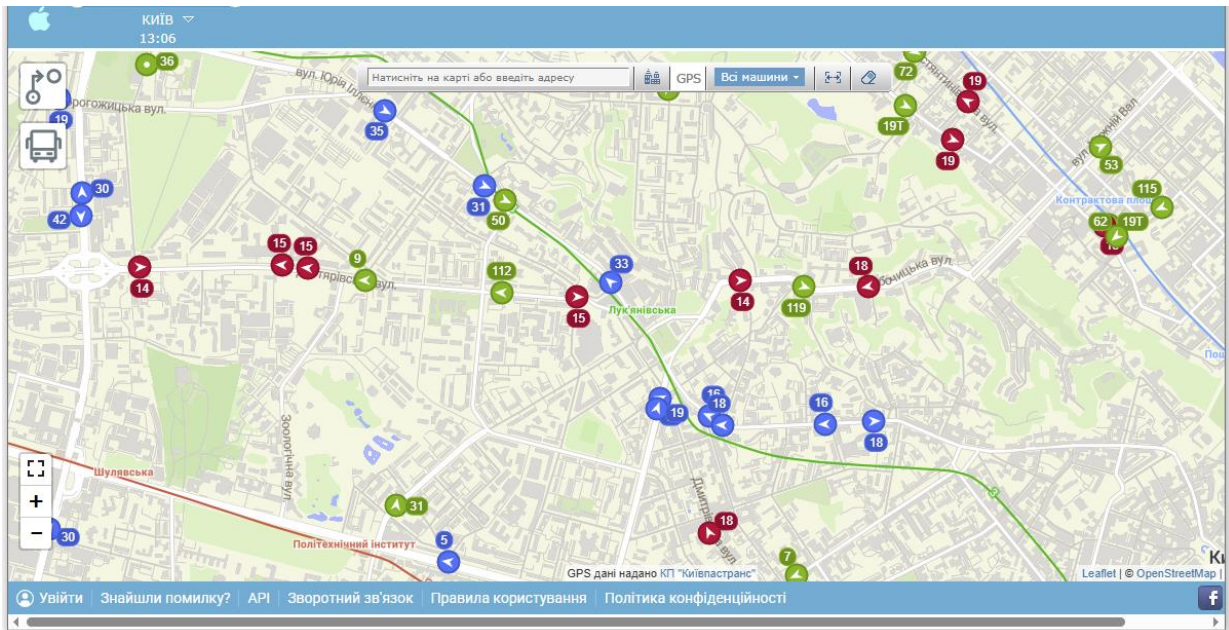


Рисунок 1.8 – Цифрова платформа відслідковування маршрутів мобільного парку

Інтернет речей (IoT) відкриває нові можливості для інтелектуалізації мобільних машин, забезпечуючи їх інтеграцію у виробничі та логістичні процеси. Завдяки IoT мобільні машини перетворюються на активні елементи цифрової інфраструктури, здатні взаємодіяти між собою, з виробничим обладнанням та інформаційними системами підприємства.

Принципи інтеграції IoT передбачають: збір даних; централізовану обробку; мережеве з'єднання; автоматизоване управління; сенсори мобільних машин передають інформацію про технічний стан, навантаження, витрати ресурсів. Мережеве з'єднання використовує бездротові технології (Wi-Fi, LTE, 5G, LoRaWAN) для обміну даними у реальному часі. В централізованій обробці дані надходять до хмарних платформ або локальних серверів, де здійснюється їх аналіз. В процесі автоматизованого управління системи приймають рішення щодо оптимізації роботи машин, планування обслуговування та логістики.

Функціональними можливостями IoT у виробництві є наступні: координація роботи мобільних машин у єдиній мережі; автоматичне формування графіків технічного обслуговування; оптимізація маршрутів та

завантаження машин; взаємодія з ERP-системами для управління ресурсами підприємства; підвищення безпеки та зниження ризику аварійних ситуацій.

У сільськогосподарському виробництві IoT дозволяє створювати «розумні ферми», трактори, MCGM, що у синхронізованій системі. На транспорті IoT дає можливості формувати «розумні логістичні ланцюги» з автоматичним плануванням маршрутів. У промисловості IoT інтегрує мобільні машини у виробничі лінії для безперервного контролю та оптимізації.

Інтеграція IoT-систем у виробничі процеси створює передумови для формування кіберфізичних систем (КФС), де мобільні машини стають частиною єдиної цифрової екосистеми. У майбутньому це дозволить перейти до повністю автономних виробничих комплексів, здатних самостійно управляти ресурсами та забезпечувати максимальну ефективність промислових підприємств.

Великі дані (Big Data) стають фундаментальним інструментом оптимізації експлуатації мобільних машин, забезпечуючи можливість аналізу величезних масивів інформації, що надходять від сенсорів, телеметрії та цифрових платформ управління. Їх застосування дозволяє переходити від традиційних методів контролю до інтелектуальних систем прогнозування та прийняття рішень.

Джерелами даних при такому підході є: сенсорні системи мобільних машин (температуру, тиску, вібрації, навантаження); телеметричні модулі (геолокації, витрати пального, маршрути); цифрові платформи управління (історії експлуатації, графіків обслуговування); зовнішні джерела (погодні умови, логістичні дані, ринкові показники).

Функціональні можливості Big Data передбачають[126, 141, 142]:

- прогнозне обслуговування мобільних машин: аналіз історичних даних для передбачення несправностей та планування ремонтів;
- оптимізація ресурсів: визначення найефективніших режимів роботи машин, зниження витрат пального та енергії;
- аналітика продуктивності: оцінка ефективності роботи парку машин,

виявлення слабких місць;

- інтеграція з методами ШІ: використання алгоритмів машинного навчання для автоматичного прийняття рішень;

- стратегічне планування: формування прогнозів щодо модернізації та інвестицій.

Для ТММ Big Data дозволяє оптимізувати маршрути та графіки руху. У сільському господарстві Big Data реалізує можливість прогнозувати врожайність та планувати використання техніки. Для ПММ аналізують ефективність виробничих ліній та мінімізують їх простой.

У майбутньому використання великих даних стане основою для створення КФС на підприємствах, де мобільні машини будуть інтегровані у єдину цифрову екосистему. Це забезпечить перехід до повністю автономних виробничих процесів, здатних самостійно оптимізувати ресурси та приймати стратегічні рішення.

Зазначене свідчить, що Big Data виступають завершальним елементом інтелектуалізації мобільних машин, поєднуючи сенсори, телеметрію, цифрові платформи та IoT у єдину систему оптимізації.

Виходячи з цього, сучасні технології інтелектуалізації мобільних машин формують нову парадигму їх експлуатації, де ключову роль відіграють сенсорні системи, телеметрія, цифрові платформи управління, інтеграція IoT та використання великих даних. При цьому сенсори забезпечують безперервний контроль технічного стану, телеметрія – передачу даних у реальному часі, цифрові платформи – централізоване управління та аналітику, а IoT – інтегрує мобільні машини у виробничі процеси, створюючи єдину цифрову екосистему.

Використання Big Data завершує цей комплекс, дозволяючи здійснювати прогнозне обслуговування, оптимізацію ресурсів та стратегічне планування. У результаті мобільні машини перетворюються на інтелектуальні мікро КФС, здатні самостійно адаптуватися до умов експлуатації, знижувати витрати та підвищувати продуктивність.

Таким чином інтелектуалізація мобільних машин є не лише технологічним трендом, але й стратегічною необхідністю для забезпечення їхньої ефективності, надійності та інтеграції у сучасні виробничі й логістичні процеси. Це створює основу для подальшого дослідження методів оптимізації, підвищення надійності та ефективності експлуатації мобільних машин.

1.4 Зарубіжний і національний досвід інтеграції інтелектуальних систем у процеси експлуатації мобільних машин

Зарубіжний досвід інтеграції систем ШІ у мобільні машини демонструє високий рівень технологічної зрілості та стратегічну орієнтацію на інтелектуалізацію виробничих процесів на підприємстві. Провідні компанії, такі як John Deere та Caterpillar, стали світовими лідерами у впровадженні інтелектуальних технологій (ІТ) та у сільськогосподарську та будівельну техніку [53, 141, 156].

Компанія John Deere активно розвиває концепцію «розумного землеробства» (Smart Farming), використовуючи штучний інтелект для: автоматичного керування тракторами та комбайнами; точного землеробства (Precision Agriculture) з використанням GPS-навігації та сенсорних систем; аналізу великих даних про стан ґрунту, врожайність та погодні умови; інтеграції агродронів та роботизованих платформ для моніторингу полів. Завдяки цьому продуктивність аграрних процесів зростає на 15...20%, а витрати ресурсів знижуються на 10...15%.

У будівельній та гірничій галузях Caterpillar впроваджує інтелектуальні системи для: автономного керування екскаваторами, навантажувачами та кар'єрними самоскидами; використання сенсорів та телеметрії для прогнозного обслуговування; оптимізації логістики та маршрутів транспорту; інтеграції машин у цифрові платформи управління будівельними майданчиками. Це дозволяє зменшити простій техніки на 20...25% та підвищити безпеку робіт.

Досвід John Deere та Caterpillar демонструє, що інтеграція інтелектуальних систем у мобільні машини забезпечує комплексний ефект: підвищення продуктивності, зниження витрат, покращення екологічних показників та створення нових стандартів безпеки. Ці приклади є орієнтиром для інших країн, зокрема України, у процесі модернізації та інтелектуалізації технічного парку.

В Україні аграрний сектор є одним із ключових напрямів економіки, тому впровадження систем ІІІ у мобільні машини та обладнання має стратегічне значення. Попри високий рівень зношеності техніки, останні роки демонструють поступове зростання інтересу до інтелектуалізації аграрних процесів, що відбувається як через імпорт сучасних рішень, так і завдяки локальним розробкам.

Основні напрями застосування ІТ у аграрному секторі України:

1. Точне землеробство (Precision Agriculture) з використанням GPS-навігації, сенсорних систем та алгоритмів ІТ для оптимізації висіву, внесення добрив і зрошення.
2. Аналіз великих даних обробка інформації про стан ґрунтів, погодні умови та врожайність для прогнозування результатів і планування ресурсів.
3. Використання агродронів та роботизованих платформи, безпілотних літальних апаратів для моніторингу полів, внесення добрив та захисту рослин.
4. Телеметрія та дистанційний контроль інтеграція мобільних машин у цифрові платформи управління агропідприємствами.

Великі агрохолдинги України («Миронівський хлібопродукт», «Kernel» та ін.) активно використовують системи точного землеробства, телеметрію та аналітику для оптимізації виробничих процесів. У співпраці з міжнародними компаніями впроваджуються роботизовані трактори та комбайни, здатні працювати в автономному режимі. Водночас українські стартапи розробляють власні рішення у сфері агро-дронів та програмного забезпечення для аналізу даних.

В цих напрямках можливо окреслити наступні проблеми:

- висока вартість сучасних інтелектуальних рішень та обмежений доступ до фінансування;

- недостатня інфраструктура для широкого впровадження IoT та цифрових платформ;

- потреба у підготовці кадрів, здатних працювати з інтелектуальними системами.

Український аграрний сектор має значний потенціал для інтеграції IT, особливо у сфері точного землеробства та прогнозової аналітики. Подальший розвиток можливий завдяки державним програмам підтримки інновацій, міжнародним інвестиціям та локалізації світових рішень. Це дозволить підвищити ефективність аграрного виробництва, знизити витрати та інтегрувати Україну у глобальні ланцюги інтелектуалізованого землеробства.

Інтеграція систем III у транспортні системи є одним із найдинамічних напрямів розвитку сучасної інфраструктури. Використання AI дозволяє забезпечити безпеку руху, оптимізувати логістику, знизити витрати та підвищити ефективність експлуатації мобільних машин у транспортному секторі.

Основні напрями застосування інтелектуальних технологій (ІнтТ) на транспорті:

1. Автономне керування транспортними засобами використання алгоритмів машинного зору, сенсорних систем та глибинного навчання для створення самокерованих автомобілів, автобусів і вантажівок.

2. Інтелектуальні системи управління рухом, оптимізація транспортних потоків у містах, зменшення заторів, підвищення пропускної здатності доріг.

3. Логістика та управління автопарком для планування маршрутів, прогнозування часу доставки та оптимізації використання ресурсів.

4. Прогнозування технічних несправностей ТЗ на основі аналізу телеметричних даних.

5. Безпека та моніторинг системи розпізнавання дорожніх ситуацій,

попередження зіткнень та автоматичне реагування на небезпечні події.

Компанії Tesla, Volvo та Mercedes-Benz активно впроваджують ІнтТ у системи автономного водіння та управління транспортними потоками. У США та ЄС реалізуються проекти «розумних міст», де ТЗ інтегровані у єдину цифрову інфраструктуру.

В Україні інтеграція інтелектуальних систем у транспортні системи підприємства перебуває на початковому етапі. Окремі логістичні компанії застосовують системи оптимізації маршрутів та телеметрію для управління автопарком. У міських транспортних системах підприємства впроваджуються елементи «розумних світлофорів» та GPS-моніторингу, проте широке використання автономних транспортних засобів ще потребує нормативної та технологічної бази.

У майбутньому інтеграція ІнтТ у транспортні системи підприємства дозволить створити комплексні «розумні логістичні ланцюги», де мобільні машини будуть взаємодіяти між собою та з інфраструктурою у режимі реального часу. Це забезпечить зниження витрат, підвищення безпеки та екологічності транспортних процесів.

Прогнозне обслуговування є одним із найважливіших напрямів застосування методів ШІ у мобільних машинах. Його сутність полягає у використанні алгоритмів аналізу даних для передбачення можливих несправностей ще до їхнього фактичного виникнення, що дозволяє мінімізувати простої, знизити витрати та підвищити надійність та ефективність машин.

Принципи роботи прогнозованого обслуговування полягає в наступному:

1. Збір даних: сенсори та телеметричні системи фіксують параметри роботи (температуру, вібрації, тиск, навантаження).
2. Аналіз даних: алгоритми машинного навчання обробляють ретроспективні та поточні дані, виявляючи закономірності та відхилення.
3. Прогнозування: система визначає ймовірність виникнення

несправності та формує рекомендації щодо обслуговування.

4. Автоматичне планування: цифрові платформи інтегрують результати аналізу у графіки технічного обслуговування.

Переваги застосування інтелектуальних систем (ІнтС) у прогнозованому обслуговуванні мобільних машин: зниження витрат на ремонт машин завдяки ранньому виявленню проблем; мінімізація аварійних зупинок та простоїв; підвищення ресурсу вузлів і агрегатів; оптимізація використання запасних частин та матеріалів; підвищення безпеки експлуатації мобільних машин. У транспортних компаніях ІнтТ використовується для прогнозування несправностей двигунів та трансмісій вантажних автомобілів.

У майбутньому прогнозоване обслуговування стане стандартом для всіх мобільних машин, інтегруючись із технологіями ІоТ та Big Data. Це дозволить перейти від реактивного до проактивного управління технічним станом мобільних машин, забезпечуючи максимальну ефективність та надійність їх експлуатації на підприємстві.

Аналіз зарубіжного та українського досвіду інтеграції систем ШІ у мобільні машини та обладнання демонструє суттєві відмінності у рівні технологічної зрілості, масштабах впровадження та економічних результатах.

Компанії John Deere та Caterpillar реалізують комплексні ШІ рішення, що охоплюють автономне керування, точне землеробство, роботизацію та прогнозне обслуговування[53, 156]. Результати впровадження: підвищення продуктивності на 15...25%; зниження витрат на обслуговування на 20...30%; інтеграція у цифрові екосистеми «розумних міст» та «розумних ферм»; створення нових стандартів безпеки та екологічності.

В Україні впровадження ШІ у мобільні машини має локальний характер і зосереджене переважно в агросекторі та логістиці. Результати: підвищення ефективності використання ресурсів на 10...15%; застосування систем точного землеробства та телеметрії у великих агрохолдингах; використання дронів для моніторингу полів та внесення добрив; обмежене застосування Predictive Maintenance через високу вартість технологій та недостатню інфраструктуру.

Зарубіжні компанії демонструють системний підхід до інтеграції ШІ, що забезпечує комплексний ефект і стратегічну трансформацію виробничих процесів. В Україні впровадження має фрагментарний характер, проте навіть локальні практики підтверджують значний потенціал технологій для підвищення ефективності. Основними бар'єрами залишаються фінансування, інфраструктура та кадрове забезпечення.

Таким чином, порівняння результатів показує, що для України критично важливо адаптувати світові практики, розвивати власні інноваційні рішення та створювати умови для масштабної інтеграції ШІ у мобільні машини.

Аналіз зарубіжного та українського досвіду інтеграції систем ШІ у мобільні машини показав різні рівні технологічної зрілості та масштаби впровадження. Світові лідери, такі як John Deere та Caterpillar, реалізують комплексні інтелектуальні рішення, що охоплюють автономне керування, точне землеробство, роботизацію та прогнозне обслуговування. Їхні результати підтверджують значний економічний ефект, підвищення продуктивності та екологічної ефективності.

В Україні інтеграція ШІ має локальний характер, зосереджений переважно у агросекторі та логістиці. Попри обмежені ресурси, українські агрохолдинги та стартапи демонструють поступове впровадження точного землеробства, телеметрії та дронів, що підтверджує потенціал технологій для підвищення ефективності. Водночас існують такі бар'єри як висока вартість рішень, недостатня інфраструктура та потреба у кваліфікованих кадрах.

Порівняння результатів засвідчує, що зарубіжні практики формують системний підхід до інтелектуалізації мобільних машин, тоді як український досвід перебуває на етапі становлення. Проте навіть локальні приклади доводять стратегічну необхідність масштабної інтеграції методів ШІ для підвищення конкурентоспроможності та ефективності національної економіки.

1.5 Проблемні питання, що виникають при впровадженні

інтелектуалізованих рішень в експлуатацію мобільних машин

Одним із ключових питань впровадження інтелектуалізованих рішень у мобільні машини є їх технічний стан. Значна частина машин, що експлуатуються у промисловості, транспорті та агросекторі, має високий рівень зношеності, що ускладнює інтеграцію сучасних сенсорних систем та цифрових платформ управління[141-143].

Основними технічними завданнями у процесі впровадження інтелектуалізованих рішень є значна зношеність обладнання, адже більшість мобільних машин в Україні та інших країнах із перехідною економікою експлуатується понад нормативний термін, що призводить до частих відмов і ускладнює встановлення сучасних сенсорів. Старі моделі не мають базових датчиків для контролю температури, тиску, вібрацій чи навантаження, що робить неможливим збір даних для телеметрії та ШІ-аналізу.

Додатково низька сумісність, зумовлена відсутністю стандартних інтерфейсів на кшталт CAN-шини, Ethernet чи IoT-модулів, ускладнює інтеграцію машин у цифрові платформи. Обмежені можливості модернізації також створюють труднощі, адже встановлення сенсорів та комунікаційних модулів на старі машини потребує значних витрат і не завжди дає очікуваний ефект.

Наслідком цих бар'єрів є неможливість реалізації прогностичного обслуговування, обмежений доступ до великих даних для аналітики, низький рівень автоматизації та інтелектуалізації виробничих процесів, а також підвищені ризики аварій і простоїв. Подолати ці проблеми можна шляхом поетапної модернізації парку мобільних машин із встановленням базових сенсорів, використанням зовнішніх модулів моніторингу, що інтегруються навіть у старі моделі, розробкою адаптивних рішень для сумісності старих машин із сучасними цифровими платформами та реалізацією державних програм підтримки оновлення технічного парку.

Економічні бар'єри є одним із найвагоміших чинників, що стримують

впровадження інтелектуалізованих рішень у мобільні машини та обладнання. Висока початкова вартість придбання та встановлення сенсорів, комунікаційних модулів і програмного забезпечення часто перевищує фінансові можливості підприємств, особливо у країнах із перехідною економікою. Більшість компаній не має доступу до дешевих кредитів чи державних програм підтримки, що ускладнює технічну модернізацію о парку мобільних машин на підприємствах.

Додатково ефект від інтелектуалізації проявляється поступово, тоді як витрати необхідно здійснити одразу, що створює проблему низької окупності у короткостроковій перспективі. Висока вартість обслуговування, пов'язана з оновленням програмного забезпечення, заміною сенсорів та підтримкою цифрових платформ, також є суттєвим стримуючим фактором. У результаті обмежується поширення інтелектуалізованих рішень, зберігається високий рівень зношеності технічного парку, а малий та середній бізнес залишається поза процесом цифровізації, що уповільнює темпи трансформації економіки. Подолання цих бар'єрів можливе шляхом створення державних програм субсидування та кредитування, залучення міжнародних інвестицій і грантів, розвитку локальних стартапів, які пропонують більш доступні технології, а також поетапного впровадження інтелектуалізації з акцентом на найбільш критичні процеси.

Виявлено, що організаційні чинники є одним із ключових бар'єрів на шляху впровадження інтелектуалізованих рішень у мобільні машини. Навіть за наявності сучасних технологій їх ефективне використання залежить від рівня кадрової підготовки, управлінських рішень та внутрішньої структури підприємства.

При цьому основними організаційними проблемами є: недостатня кадрова підготовка, опір змінам при якому персонал часто сприймає інновації як загрозу своїй роботі, що знижує рівень готовності до впровадження нових технологій, а також, відсутність системного управління на багатьох підприємствах відображується у відсутності чіткої стратегії цифрової

трансформації та інтеграції інтелектуальних рішень. Відсутність ефективної взаємодії між технічними та управлінськими підрозділами ускладнює процес модернізації. Відсутність програм підвищення кваліфікації та спеціалізованих курсів для персоналу.

Наслідками організаційних бар'єрів можливо вважати: низьку ефективність використання навіть встановлених інтелектуалізованих систем; затримку у впровадженні нових технологій; збереження традиційних методів управління, що знижує конкурентоспроможність; підвищений ризик помилок через недостатню кваліфікацію персоналу.

Перспективи подолання розглянутих бар'єрів передбачають: створення програм навчання та перепідготовки кадрів для роботи з інтелектуальними системами; формування внутрішніх центрів цифрової трансформації на підприємствах; залучення зовнішніх консультантів та експертів для розробки стратегій управління; стимулювання культури інновацій та відкритості до змін; інтеграція інтелектуальних рішень у систему управління підприємством на стратегічному рівні.

Правові та нормативні чинники є важливим бар'єром на шляху впровадження інтелектуалізованих рішень у мобільні машини на підприємстві. Вони визначають рамки використання технологій ШІ, телеметрії та цифрових платформ, а також впливають на швидкість і масштаби їх інтеграції у виробничі процеси.

Основними правовими проблемами у сфері впровадження інтелектуалізованих рішень є відсутність чіткої нормативної бази, адже в багатьох країнах, включно з Україною, законодавство щодо використання ШІ на транспорті, агросекторі та промисловості перебуває лише на стадії формування. При цьому додатковим викликом є регулювання автономних систем, оскільки бракує стандартів сертифікації та правил експлуатації самокерованих мобільних машин і ТЗ. Важливим аспектом виступає захист даних, адже телеметрія та IoT-системи генерують великі масиви інформації, що потребують правового регулювання щодо її зберігання, обробки та

передачі.

Невизначеність у питаннях юридичної відповідальності у випадку аварій чи технічних збоїв, спричинених алгоритмами, також створює значні ризики. Крім того, існує потреба у гармонізації національних норм із міжнародними стандартами, такими як ISO, IEEE чи регламенти ЄС, щоб забезпечити сумісність і конкурентоспроможність.

Наслідком цих бар'єрів є затримка у впровадженні інноваційних рішень, обмеження використання автономних машин на транспорті та агросекторі, підвищені ризики для бізнесу через невизначеність у сфері відповідальності та захисту даних, а також зниження інвестиційної привабливості через нестабільність нормативного середовища. Подолання цих проблем можливе шляхом розробки комплексної законодавчої бази для регулювання використання методів інтелектуалізації у мобільних машинах, створення стандартів сертифікації та безпеки для автономних систем, гармонізації національних норм із міжнародними вимогами та впровадження механізмів захисту даних відповідно до світових практик, зокрема GDPR.

Аналіз бар'єрів і викликів показує, що процес інтелектуалізації мобільних машин та обладнання є багатовимірним і залежить від комплексу взаємопов'язаних факторів. Технічні проблеми, пов'язані зі зношеністю парку мобільних машин на підприємстві та відсутністю сенсорних систем, створюють базові обмеження для інтеграції інтелектуальних рішень. Економічні бар'єри у вигляді високої вартості впровадження та обмеженого фінансування стримують масштабність процесу. Організаційні труднощі, зокрема кадрова підготовка та управлінські стратегії, визначають ефективність використання навіть наявних технологій.

Правові та нормативні обмеження формують рамки застосування методів ШІ, а їхня невизначеність уповільнює розвиток інновацій. Психологічні та культурні бар'єри, пов'язані зі сприйняттям інновацій, доводять, що людський фактор є не менш важливим, ніж технічні чи економічні умови. Усі ці аспекти взаємодіють між собою, створюючи

комплекс питань і проблем для підприємств та економіки загалом, які необхідно розв'язати.

Висновки до розділу 1. Мета та основні завдання дослідження

Аналіз сучасного стану мобільних машин та перспектив інтелектуалізації їх експлуатації дав можливість зробити наступні висновки:

1. Інтелектуалізація мобільних машин є глобальним трендом, що визначає сучасний рівень розвитку виробничих систем і транспортної інфраструктури на підприємствах.

2. Зарубіжний досвід демонструє системний підхід до впровадження інтелектуальних рішень, який охоплює автономне управління підприємством, керування мобільних машин, точне землеробство, роботизацію та прогнозне обслуговування.

3. Українські практики мають локальний характер, проте навіть обмежене застосування телеметрії, дронів та систем точного землеробства підтверджує значний потенціал технологій штучного інтелекту.

4. Порівняння зарубіжних і національних результатів впровадження методів інтелектуалізації показує відмінність у масштабах та ефективності, але водночас окреслює можливості адаптації світових інтелектуальних рішень до локальних умов. Технічні бар'єри, зокрема зношеність парку та відсутність сенсорних систем, є фундаментальним обмеженням для інтеграції технологій інтелектуалізації у виробничі процеси.

5. Виявлено, що економічні бар'єри проявляються у високій вартості впровадження, низькій доступності фінансування та нерівності між великими й малими підприємствами. В той час організаційні труднощі, пов'язані з кадровою підготовкою та управлінськими стратегіями, знижують ефективність використання навіть наявних інтелектуалізованих систем.

6. Правові та нормативні обмеження, зокрема відсутність чіткої законодавчої бази та стандартів сертифікації, уповільнюють розвиток

інновацій та знижують інвестиційну привабливість. Психологічні та культурні бар'єри доводять, що людський фактор є критично важливим: страх перед новими технологіями, недовіра до технологій інтелектуалізації та опір змінам, що стримують процес цифрової трансформації.

Усі наявні бар'єри по впровадженню інтелектуальних технологій і систем на підприємстві взаємодіють між собою, створюючи комплексне середовище викликів, яке потребує системного підходу до подолання. Подолання бар'єрів можливе лише за умови поєднання модернізації технічного парку, фінансової підтримки, розвитку нормативної бази, організаційних змін та формування культури інновацій.

Дані висновки дають можливість сформулювати мету і систему завдань для її реалізації.

Метою роботи є розробка та обґрунтування методів підвищення надійності та ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві із застосуванням графових нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети в дисертаційній роботі розв'язувались наступні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасний стан експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві та здійснити їх класифікацію за функціональними ознаками;

- з'ясувати вплив методів і сучасних технологій інтелектуалізації на надійність і ефективність використання мобільних машин у виробничій системі підприємства;

- обґрунтувати використання узагальненого методу графової нейронної мережі для ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві;

- розробити теоретичні основи методу графової нейронної мережі для функціонування виробничої системи підприємства;

- здійснити експериментальну реалізацію запропонованого методу графової нейронної мережі для оптимізації показників надійності та

ефективності використання мобільних машин в організації і функціонуванні виробничої системи на підприємстві.

РОЗДІЛ 2 УЗАГАЛЬНЕНИЙ МЕТОД ЗАСТОСУВАННЯ ГРАФОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МОБІЛЬНИХ МАШИН НА ПІДПРИЄМСТВІ

2.1 Загальні принципи використання графової нейронної мережі у виробничих системах

Узагальнене моделювання виробничих систем на підприємстві, ефективне використання мобільних машин потребує інструментів, здатних відображати складні взаємозв'язки між їх різними елементами. Одним із найбільш ефективних підходів у цьому напрямі, є представлення структури підприємства у вигляді графа [53, 141, 142, 156]. Граф дозволяє формалізувати систему як множину вузлів, що відповідають окремим об'єктам (мобільним машинам, виробничих лініях, складам, адміністративним підрозділам), та ребер, які відображають взаємодії між ними. Така форма подання забезпечує природну інтерпретацію виробничих процесів, де кожен об'єкт має власні характеристики, а його функціонування визначається не лише внутрішнім станом, але й контекстом взаємодії з іншими елементами.

Ефективність графового підходу полягає у здатності відобразити як локальні, так і глобальні залежності і зв'язки. Локальні зв'язки описують безпосередню взаємодію між вузлами, наприклад, між мобільною машиною і складом, тоді як глобальні структури дозволяють враховувати вплив віддалених елементів, наприклад, адміністративних рішень на роботу виробничої лінії. Це робить графову модель придатною для аналізу багаторівневих систем, де інформація поширюється по всій мережі, а зміни в одному вузлі можуть мати наслідки для інших.

Особливістю графового представлення є його універсальність. Універсальність графу здатна інтегрувати різноманітні дані: кількісні параметри (швидкість, температура, час експлуатації), якісні характеристики (режим роботи, тип вузла), а також структурні ознаки (топология зв'язків). При цьому

граф виступає не лише як математична абстракція, але й як практичний інструмент моделювання реальних виробничих процесів. Зазначеним графом можна відобразити як фізичні параметри мобільних машин, так і логістичні взаємозв'язки між підрозділами та елементами підприємства.

Перевагою графової нейронної мережі (ГНМ) є можливість її застосування безпосередньо з графовими структурами. Вони дозволяють автоматично формувати нові представлення вузлів, враховуючи інформацію від сусідів, і тим самим моделювати складні залежності між елементами системи. Це відкриває шлях до оптимізації використання мобільних машин, прогнозування їхньої надійності та ефективності, а також до побудови інтегральних показників роботи підприємства.

У графовій моделі підприємства кожен елемент виробничої системи розглядається як вузол, що має власні характеристики та функціональне призначення. Особливу роль у такій структурі відіграють мобільні машини, які забезпечують транспортні та технологічні операції, пов'язуючи між собою різні підрозділи. Вузли графу, що відповідають мобільним машинам, описуються параметрами експлуатації, швидкістю руху, режимом роботи та технічним станом. Виробничі лінії на підприємстві виступають вузлами, які генерують виробничі завдання, склади вузлами, що акумулюють ресурси, а адміністрація підприємства – вузлом управління, який формує стратегічні рішення.

Ребра у графі відображають взаємодії між цими вузлами. Для мобільних машин ребра графу означають маршрути переміщення між цехами та складами, для виробничих підрозділів – потоки матеріалів і інформації, а для адміністрації управлінські команди та зворотний зв'язок. Ребра графу не лише фіксують факт зв'язку, але й характеризують його тип: транспортний, виробничий чи інформаційний. Це дозволяє графовій моделі враховувати різні рівні взаємодії, що є критично важливим для оптимізації роботи підприємства з різних його систем.

Зазначимо, що мобільні машини виступають вузлами з високою

динамікою станів. Їх параметри змінюються залежно від режиму експлуатації, маршруту та навантаження, тоді як вузли складів чи виробничих ліній мають більш стабільні характеристики. Така різноманітність створює необхідність у використанні ознаки «тип вузла», яка дозволяє ГНМ розрізнити природу даних і коректно інтерпретувати їх у процесі навчання.

Узагальнено можна сказати, що вузли відображають елементи виробничого підприємства, а ребра – їх взаємозв'язки. Разом вони формують цілісну систему, де мобільні машини забезпечують рух і гнучкість, потужність виробничих ліній та систем, склади ресурсну базу, а адміністрація управлінську координацію. Виявлено, що структура дозволяє графовій моделі відтворювати реальну логіку функціонування елементів і підприємства в цілому та створює основу для застосування ГНМ у задачах оптимізації ефективності.

У графовій моделі підприємства кожен вузол характеризується власним вектором стану, який відображає його поточні параметри та функціональне призначення. Для мобільних машин такими параметрами можуть бути швидкість руху, температура двигуна, рівень завантаження чи час експлуатації та ін. Для вузлів виробничих ліній такими характеристиками є: продуктивність обладнання, кількість виконаних операцій, енергоспоживання та ін. Для вузлів, що характеризують склади: обсяг запасів, швидкість обробки вантажів, рівень логістичного навантаження та ін. Адміністративні вузли можуть описуватися показниками управлінської активності, наприклад, кількістю прийнятих рішень чи рівнем координації між підрозділами та елементами.

Важливо розрізнити два рівні ознак у векторах станів вузлів: реальні параметри та модельні представлення. Реальні параметри є безпосереднім відображенням фізичного чи організаційного стану об'єкта, наприклад, фактична швидкість мобільної машини або кількість ресурсів на складі. Модельні ознаки формуються в процесі роботи ГНМ й відображають похідні характеристики, такі як ризик відмови, інтегральна ефективність чи ймовірність затримки виконання операцій. Таким чином у векторі стану вузла

можливе поєднання об'єктивних даних та їхня інтелектуальна інтерпретація.

При використанні векторів станів враховується їхня здатність до трансформації під час навчання моделі. На початковому етапі вектори станів містять лише «ретроспективні» дані, але після кількох ітерацій роботи ГНМ ці дані перетворюються у нові координати, що враховують взаємодію з сусідами. Наприклад, швидкість мобільних машин може трансформуватися у показник інтенсивності використання, а температура двигуна – у ймовірність перегріву. Це забезпечує більш глибоке розуміння функціонування виробничої системи на підприємстві та дозволяє робити прогнози щодо її надійності та ефективності.

2.2 Механізм роботи графової нейронної мережі при оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві

Алгоритм роботи моделі, побудованої на основі методу ГНМ, в межах одного вузла виробничої системи можна описати як механізм, реалізації циклу послідовних трьох кроків: агрегація інформації від сусідів; трансформація отриманих даних через нейронну мережу; оновлення стану кожного вузла [156, 157]. Цей цикл для поточного стану графа повторюється для усіх його вузлів. При цьому для ГНМ поступово формується представлення, яке враховує як локальні, так і глобальні залежності. На підприємствах, що використовують мобільні машини, такий алгоритм відображає реальну логіку поширення інформації між мобільними машинами, виробничими лініями, складами, мобільними машинами та адміністративними підрозділами.

Схематичне представлення алгоритму функціонування моделей ГНМ у межах підприємства, для оптимізації ефективності використання мобільних машин під час організації виробничого процесу, показано на рис. 2.1.

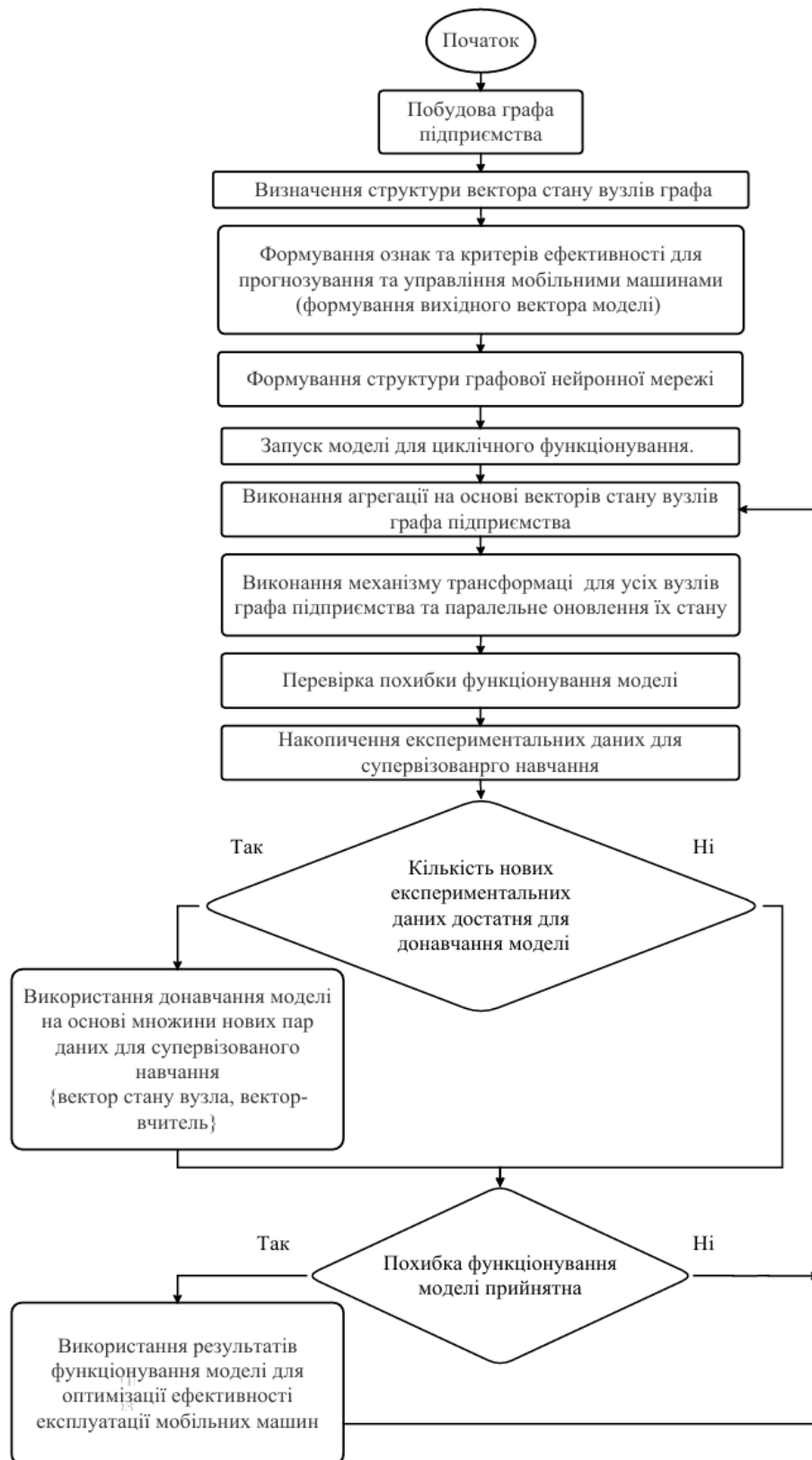


Рисунок 2.1 – Алгоритм оптимізації ефективності використання мобільних машин на підприємстві на основі моделі графової нейронної мережі

Першим кроком в побудові алгоритму є агрегація станів вузлів-сусідів. Вона полягає у збиранні даних від вузлів, безпосередньо пов'язаних із даним

елементом і формуванням узагальнений вектору стану вузла, що об'єднує як власний вектор стану вузла, так і вектори стану сусідніх елементів графа. Наприклад, промислова мобільна машина отримує інформацію про завантаженість складу, до якого вона прямує, або про інтенсивність роботи виробничої лінії, що формує виробниче завдання. Цей процес дозволяє кожному вузлу враховувати не лише власні параметри, але й характеристики і властивості середовища, у якому він функціонує.

Агрегація може здійснюватися різними способами: через усереднення параметрів вузлів сусідів, їхнє підсумовування та ін. У виробничих системах це означає, що стан мобільної машини формується як комбінація її власних характеристик і даних про навантаження суміжних вузлів

Особливістю агрегації в методі ГНМ є її здатність інтегрувати різнорідні дані, навіть якщо вузли мають різну природу. Наприклад, мобільні машини характеризуються динамічними параметрами, а виробничі лінії чи склади більш стабільними параметрами, то операція агрегації дозволяє привести їх до єдиної форми. Це робить можливим подальше навчання моделі та формування збалансованого уявлення про виробничу систему підприємства та його підрозділів.

При цьому агрегація станів вузлів-сусідів виступає фундаментальним механізмом у роботі ГНМ. Вона забезпечує поширення інформації по графу, робить модель чутливою до змін середовища та дозволяє відтворювати реальну логіку функціонування виробничого підприємства. Для мобільних машин це означає врахування логістичних і виробничих умов, для складів-інтеграцію транспортних потоків, а для адміністрації-узагальнення даних про роботу підрозділів виробничої системи підприємства.

Після агрегації відбувається трансформація ознак вузлів за допомогою вагових матриць та функцій активації. Усі вузли графу оновлюють свої вектори стану одночасно, що забезпечує узгодженість моделі та відображає динаміку виробничої системи на підприємстві в цілому.

Цей процес здійснюється за допомогою спільної нейронної мережі, на

вхід якої подається узагальнений вектор, отриманий в процесі агрегації вузла графа. Така нейронна мережа має спільні матриці вагових коефіцієнтів, які застосовуються до всіх вузлів, незалежно від їхнього типу чи положення у графі. Використання спільних вагових коефіцієнтів забезпечує узгодженість обробки даних та дозволяє моделями навчатися універсальним закономірностям, що діють у виробничій системі. За сутністю підприємств це означає, що мобільні машини, виробничі лінії, склади та адміністративні підрозділи інтерпретуються через єдиний механізм перетворення, який враховує як їхні власні параметри, так і інформацію від вузлів сусідів.

Трансформація через спільні вагові коефіцієнти (спільну нейронну мережу) виконує роль нелінійного відображення, яке переводить агреговані дані у новий простір ознак. Наприклад, швидкість мобільної машини та рівень завантаженості складу після трансформації можуть утворювати координати, що відображають інтенсивність транспортних ресурсів. Аналогічно, параметри виробничої лінії та адміністративні рішення можуть перетворюватися у показники виробничої ефективності чи рівня координації. При цьому, трансформація не лише узагальнює дані, але й створює нові ознаки, які мають безпосереднє значення для аналізу роботи підприємства та його підрозділів.

Особливістю цього етапу є його здатність до навчання. Вагові коефіцієнти матриці (спільної нейронної мережі) не є фіксованими, вони коригуються під час супервізованого навчання на основі функції втрат. Це дозволяє моделі поступово наближатися до оптимальних перетворень, які найкраще відображають ефективність використання мобільних машин та взаємодію між підрозділами, підприємства. У результаті трансформація стає адаптивним механізмом, що враховує специфіку конкретного підприємства та його виробничих процесів.

Застосування спільних вагових коефіцієнтів (спільної нейронної мережі) також забезпечує масштабованість моделі ГНМ. Оскільки один і той самий набір параметрів використовується для всіх вузлів, ГНМ може працювати з

підприємствами різного розміру та складності без необхідності перебудови архітектури. Це робить метод ГНМ універсальним і придатним для широкого спектра дослідницьких та прикладних задач.

На етапі перевірка похибки функціонування моделі здійснюється оцінка точності прогнозів моделі. Порівнюються результати роботи ГНМ із вектором-вчителем, що дозволяє визначити рівень похибки та оцінити, наскільки модель відповідає реальним даним[141, 152].

Накопичення експериментальних даних для супервізованого навчання передбачає, що у процесі функціонування система збирає нові дані про роботу мобільних машин та інших вузлів підприємства. Ці дані формують основу для подальшого навчання моделі, забезпечуючи її адаптацію до змінних умов функціонування виробничих підприємств.

Кількість нових експериментальних даних достатня для донавчання моделі задається на початковому етапі функціонування алгоритму і повинна бути такою, щоб забезпечувалося збалансування між якістю прогнозів та стабільністю роботи системи. Це означає, що ще на етапі проектування визначається мінімальний поріг даних, необхідних для коректного оновлення вагових матриць графової нейронної мережі. Якщо цей поріг занадто низький, модель може почати «перенавчатися» на випадкових коливаннях, що призведе до втрати узагальнюючої здатності. Якщо ж поріг занадто високий, система буде повільно реагувати на зміни у виробничому середовищі, що знизить її практичну цінність.

Кількість нових експериментальних даних має бути оптимальною: достатньою для того, щоб модель засвоювала актуальний досвід, але водночас не надмірною, щоб уникати затримок у процесі адаптації. У результаті правильно визначений поріг даних стає ключовим параметром, який забезпечує баланс між швидкістю адаптації та точністю прогнозів, а також гарантує стабільність роботи ГНМ у довгостроковій перспективі.

Якщо обсяг нових даних є достатнім, запускається процес донавчання. Це дозволяє моделі враховувати актуальний досвід і вдосконалювати свої

прогнози без втрати попередніх знань. Якщо ж даних недостатньо, модель продовжує працювати на основі вже наявних параметрів.

Використання донавчання моделі на основі множини нових пар даних для супервізованого навчання {вектор стану вузла, вектор-вчитель} передбачає, що на цьому етапі здійснюється оновлення вагових матриць ГНМ на основі нових прикладів. Кожна пара «вектор стану вузла вектор-вчитель» дозволяє моделі уточнити свої прогнози та підвищити точність у майбутніх циклах роботи.

Похибка функціонування моделі прийнятна, якщо її рівень знаходиться в межах допустимих значень. Результати моделі можуть бути використані і для практичних управлінських рішень. Це означає, що система працює стабільно та забезпечує достатню точність прогнозів.

Використання результатів функціонування моделі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин відбувається на завершальному етапі. Результати моделі застосовуються для реального управління: оптимізації маршрутів, планування технічного обслуговування, зниження витрат та підвищення продуктивності мобільних машин. Зазначене свідчить про те, що метод оптимізації на основі ГНМ стає інструментом практичної оптимізації виробничої системи і виробничих ліній підприємства.

2.3 Формування графа підприємства для застосування моделі графових нейронних мереж

У запропонованому підході підприємство розглядається як граф [156], що складається з таких основних вузлів:

1. Мобільні машини – вантажні автомобілі, навантажувачі, спецтехніка, які виконують виробничі операції.
2. Виробничі лінії як виробничі вузли, що генерують виробничі завдання випуску продукції та споживають ресурси.
3. Парк машин як вузли, що акумулюють мобільні машини,

забезпечують їх технічне обслуговування та розподіл по завданнях.

4. Склади як ресурсні вузли, що акумулюють матеріали та готову продукцію.

5 Адміністрація, як управлінський вузол, що координує діяльність усіх підрозділів.

6. Зовнішні регуляторні органи вузли, що формують нормативні вимоги, стандарти безпеки та контрольні обмеження для підприємства.

Ребра у графі відображають функціональні взаємозв'язки між зазначеними вузлами:

- мобільні машини з'єднані зі складами та виробничі лінії через транспортні та виробничі операції;

- парк машин з'єднаний з мобільними машинами через ребра технічного обслуговування та розподілу їх у виробничих і транспортних процесах;

- склади пов'язані з виробничими лініями потоками ресурсів;

- адміністрація має функціональні зв'язки ребра до всіх вузлів як канал управління та зворотного зв'язку;

- зовнішні регуляторні органи мають ребра до адміністрації та автопарків, що відображають нормативний вплив і контрольні процедури.

Таким чином, структура підприємства у вигляді графа стає більш повною: вона враховує не лише внутрішні виробничі та логістичні процеси, але й зовнішні фактори, що визначають умови експлуатації мобільних машин та організацію їхнього використання. Це створює реалістичну основу для застосування ГНМ, яка здатна інтегрувати як внутрішні, так і зовнішні залежності у єдину модель.

У графовій моделі підприємства мобільні машини виступають вузлами з найбільш динамічними характеристиками. Для їхнього опису використовується вектор стану, який поєднує ключові параметри експлуатації. Параметри стану мобільної машини наведені в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1

Вектор стану мобільної машини як вузла моделі графової нейронної

мережі підприємства

Компонента вектора	Характеристика	Значення для моделі
Температура двигуна	Тепловий режим роботи машини	Показник технічної надійності, ризик перегріву
Швидкість руху	Поточна швидкість у виробничому середовищі	Інтенсивність використання транспортного ресурсу
Час експлуатації	Кількість годин/циклів роботи	Залишковий ресурс, ступінь спрацьованості
Режим руху	Тип роботи: транспортний, навантажувальний, холостий	Контекст використання машини у виробничих операціях
Коефіцієнт продуктивності	Відношення виконаних операцій до витраченого часу	Показник ефективності використання машини у виробничому процесі
Енергоефективність	Співвідношення витрат пального/електроенергії до виконаних завдань	Інтегральний показник економічності та оптимальності експлуатації

Кожна з координат стану відображає окремий аспект функціонування машини, а разом вони формують багатовимірне представлення, що дозволяє моделі враховувати як технічний стан, так і виробничу ефективність.

Окрім мобільних машин, як зазначалось вище, у графівій моделі підприємства важливу роль відіграють інші вузли, кожен із яких має власний вектор стану, що відображає його функціональні, структурні або інформаційні характеристики. Така багатовузлова структура дозволяє моделі охопити не лише технічні компоненти, а й управлінські, логістичні та нормативні аспекти виробничої системи на підприємстві.

Усі параметри векторів стану запропонованих вузлів систематизовано у таблиці 2.2, яка доповнює таблицю 2.1, присвячену мобільним машинам.

Разом ці дві таблиці формують узагальнену систему координат, що дозволяє ГНМ інтегрувати різнорідні дані у єдину модель. Така система координат є основою для побудови цифрового двійника підприємства, здатного до адаптивного аналізу та прогнозування діяльності елементів підсистем структури підприємства в цілому.

Таблиця 2.2

Структура вектора стану вузлів графової моделі нейронної мережі підприємства

Вузол	Компоненти вектора стану	Характеристика	Значення для моделі
Склади	Обсяг запасів, швидкість обробки вантажів, рівень логістичного навантаження	Відображають ресурсну базу та здатність до забезпечення виробництва	Дають змогу оцінювати баланс ресурсів і ризик затримок
Виробничі лінії	Продуктивність обладнання, кількість виконаних операцій, енергоспоживання	Характеризують виробничу потужність та ефективність процесів	Визначають здатність підприємства виконувати виробничі завдання
Адміністрація	Кількість прийнятих рішень, рівень координації, інтенсивність управлінських сигналів	Відображають управлінську активність та стратегічний вплив	Дають змогу моделі враховувати інформаційні та організаційні фактори
Парк машин	Кількість доступних машин, рівень технічного обслуговування, коефіцієнт готовності	Відображають стан транспортної інфраструктури підприємства	Забезпечують прогноз доступності мобільних ресурсів
Регуляторні органи	Нормативні вимоги, стандарти безпеки, контрольні обмеження	Відображають зовнішній вплив на підприємство	Дають змогу враховувати нормативний контекст та ризики невідповідності

Важливо підкреслити, що вектори станів різних вузлів мають різну природу, що безпосередньо впливає на логіку агрегації та навчання моделі. Мобільні машини характеризуються динамічними параметрами: швидкість,

навантаження, витрати пального, залишковий ресурс. Склади, виробничі лінії та інфраструктурні вузли мають більш стабільні, структурні ознаки: обсяг запасів, енергоспоживання, виробнича потужність. Адміністративні та регуляторні вузли, навпаки, оперують інформаційними та нормативними параметрами планами, обмеженнями, індикаторами ефективності.

Саме ця різномірність створює багатосаровий контекст, у якому ГНМ здатна виявляти приховані закономірності, виявляти критичні залежності між елементами, підсистемами та оптимізувати загальну ефективність підприємства. Такий підхід дозволяє моделі реагувати на локальні зміни та формувати системні рекомендації для управління ресурсами, ризиками та виробничими процесами.

У графовій моделі підприємства важливою складовою векторів станів є ознака типу вузла. Вона виконує роль додаткової координати, яка дозволяє нейронній мережі розрізняти природу даних: мобільні машини характеризуються динамічними параметрами (табл. 2.1), виробничі лінії та склади – більш стабільними виробничими показниками, а адміністрація й регуляторні органи – інформаційними та нормативними характеристиками (табл. 2.2). Завдяки цій ознаці модель ГНМ стає чутливою до різномірності системи, коректно інтерпретує дані та формує узгоджене представлення взаємодії між вузлами. Таким чином, тип вузла виступає ключовим маркером, що забезпечує точність прогнозів і адекватність моделювання складних виробничих процесів.

2.4 Двошарова архітектура моделі графової нейронної мережі при оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві

У межах ГНМ використовується базова архітектура нейронної мережі, яка визначає спосіб обробки та трансформації даних [157]. Залежно від структури та принципів роботи розрізняють кілька різновидів ГНМ: Graph Convolutional Networks (GCN), що застосовують згорткові операції для узгодження даних сусідів; Graph Attention Networks (GAT), які

використовують механізм вагових коефіцієнтів для диференційованої агрегації; вузлів – GraphSAGE, що формує представлення вузлів шляхом вибіркової агрегації сусідів. Кожен із цих підходів має власні переваги, проте всі вони ґрунтуються на спільній логіці: приведення даних до єдиної розмірності, агрегація інформації від вузлів-сусідів та формування нових представлень вузлів. Саме ця логіка лежить в основі запропонованої моделі для підприємств, що використовують у виробничій системі мобільні машини. Достатньо двох шарів нейронної мережі, що входять в структуру механізму ГНМ для отримання базових показників надійності та ефективності.

Перша із запропонованих структур нейронної мережі, що розглядаються в моделі ГНМ підприємства показана на рисунку 2.2.

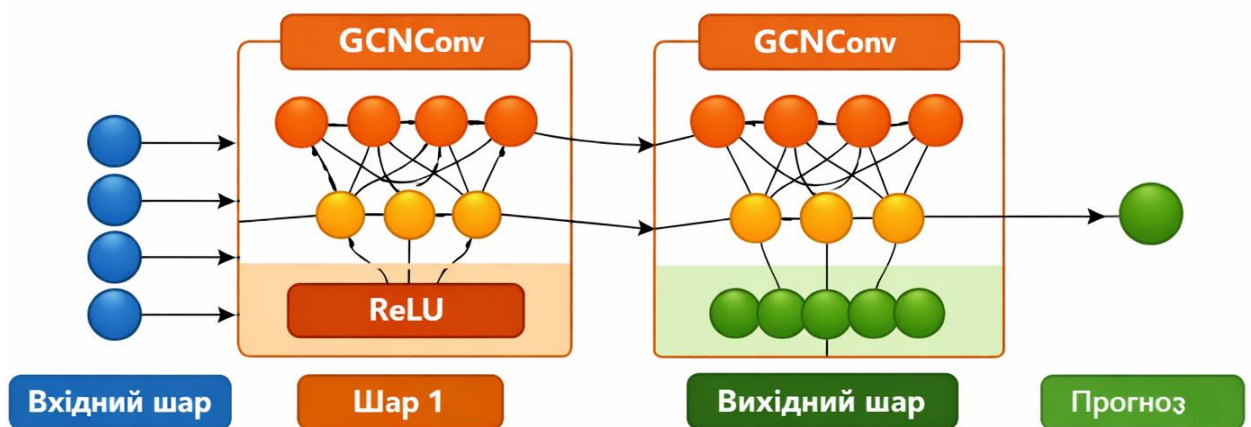


Рисунок 2.2 – Структура двошарової моделі графової нейронної мережі

Структура ГНМ складається з двох шарів і орієнтована на виявлення дворівневих зв'язків ефективності експлуатації мобільних машин та інших вузлів графа підприємства.

Перший шар ГНМ виконує функцію згортки, тобто приведення різномірних векторів станів вузлів до єдиної розмірності. Оскільки мобільні машини, виробничі лінії, склади, адміністрація та інші вузли мають різні набори параметрів (табл. 2.1, табл. 2.2), їхні вектори можуть відрізнятися за кількістю та типом координат. Згортковий шар застосовує спільну вагову матрицю, яка трансформує ці вектори у простір однакової розмірності,

забезпечуючи узгодженість подальшої обробки бази даних.

З точки зору виробничих процесів на підприємстві це означає, що параметри мобільної машини (температура, швидкість, продуктивність) та показники складу (обсяг запасів, швидкість обробки) перетворюються у вектори однакової довжини. Така уніфікація дозволяє моделі працювати з усіма вузлами за єдиним алгоритмом, незалежно від їхньої природи. Крім того, згортковий шар виконує роль попередньої нормалізації даних, що зменшує ризик домінування окремих параметрів і забезпечує збалансоване представлення виробничої системи.

Таким чином, перший шар є фундаментальним етапом роботи ГНМ: він створює узгоджене середовище для подальшої агрегації вузлів сусідів та формування нових представлень вузлів, що відображають реальні виробничі процеси на підприємстві. Вигляд згортки застосовуваної у першому шарі ГНМ показано на рис. 2.3.

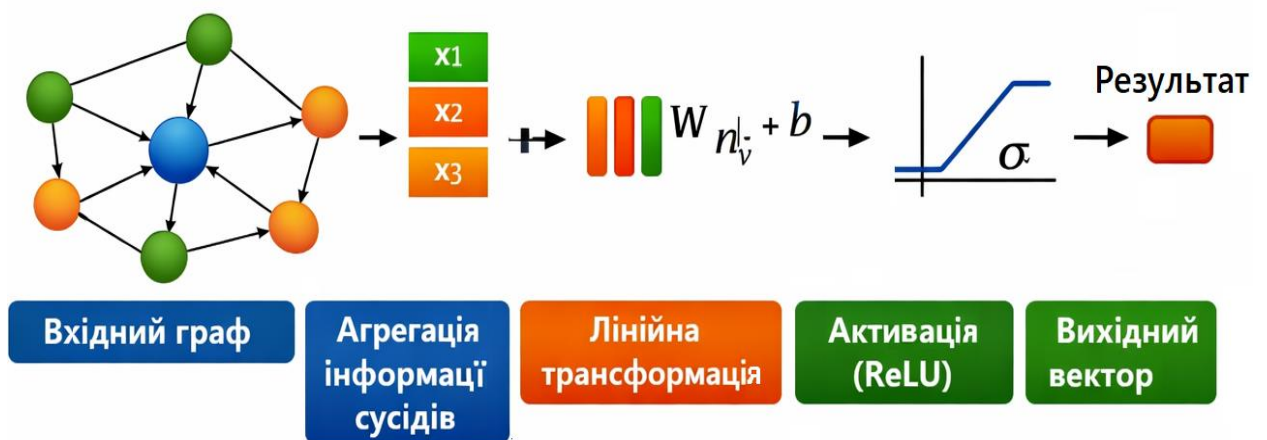


Рисунок 2.3 – Вигляд згортки першого шару графової нейронної мережі

Другий шар графової нейронної мережі виконує ключову функцію агрегації інформації від сусідніх вузлів та формування оновлених представлень. Після того як перший шар нейронної мережі привів усі вектори станів до єдиної розмірності, другий шар інтегрує дані, що надходять від суміжних вузлів, використовуючи операції середнього, зваженого чи вибіркового об'єднання. Це дозволяє кожному вузлу враховувати не лише

власні параметри, але й умови роботи системи, у якій він функціонує.

У виробничому середовищі такий механізм означає, що мобільна машина отримує інформацію про стан складу, до якого вона прямує, про завантаженість виробничої лінії, який потребує ресурсів, а також про управлінські рішення адміністрації. У результаті формується новий вектор представлення, який відображає як локальні характеристики вузла, так і вплив його вузлів-сусідів. Це забезпечує глобальну чутливість моделі: зміни в одному елементі підприємства поступово поширюються по всій системі підприємства, створюючи узгоджене відображення виробничих процесів.

Таким чином, другий шар ГНМ є механізмом інтеграції та адаптації: він дозволяє моделі враховувати взаємозалежність вузлів і формувати нові представлення, що більш точно відображають реальний стан підприємства та його ефективність функціонування.

У запропонованій моделі підприємства використання двошарової архітектури графової нейронної мережі є достатнім для отримання базових показників ефективності. Перший шар ГНМ виконує функцію приведення різнорідних векторів станів до єдиної розмірності, що забезпечує узгодженість даних. Другий шар – здійснює агрегацію інформації від сусідніх вузлів і формує нові представлення, які враховують як локальні характеристики, так і умови взаємодії у системі.

Цього рівня складності достатньо для моделювання ключових процесів: руху ресурсів між виробничими лініями та складами, функціонування мобільних машин, а також управлінського впливу адміністрації. Два шари ГНМ дозволяють інтегрувати технічні, виробничі та організаційні параметри у єдину систему, що дає змогу отримати узагальнені показники ефективності продуктивність, надійність та енергоефективність. Для більш складних завдань можна застосовувати багатошарові архітектури ГНМ, проте для базового рівня аналізу двох шарів достатньо, оскільки вони забезпечують баланс між точністю моделі та її обчислювальною ефективністю.

2.5 Тришарова архітектура моделі графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві

Друга запропонована структура ГНМ, яка використовується для більш глибокого аналізу та оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин, яка є тришаровою, представлена на рис. 2.4.

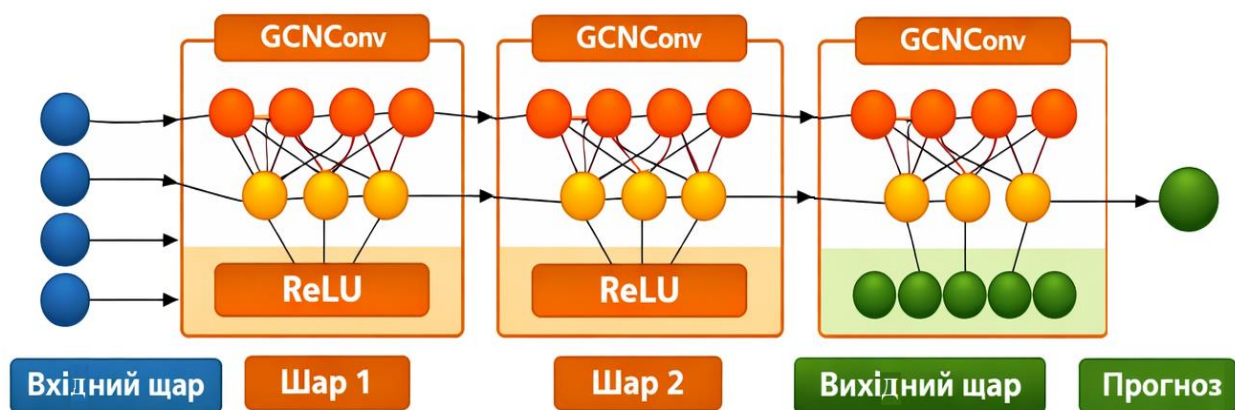


Рисунок 2.4 – Загальна тришарова архітектура графової нейронної мережі для оптимізації графа підприємства

Можна бачити, що архітектура ГНМ складається з трьох послідовних шарів, кожен з яких виконує власну функцію: перший шар здійснює уніфікацію ознак і типів вузлів, другий – локальну агрегацію сусідніх вузлів у графі, а третій – розширює контекст, враховуючи інформацію від дальніх вузлів. Така архітектура дозволяє моделі інтегрувати як локальні, так і глобальні залежності, що є критично важливим для формування інтегральних показників ефективності та надійності виробничої системи на підприємстві.

У тришаровій архітектурі графової нейронної мережі перший шар виконує не лише функцію приведення векторів станів до єдиної розмірності, але й забезпечує уніфікацію ознак із урахуванням типів вузлів. Це означає, що параметри мобільних машин, виробничих ліній, складів, парків машин, адміністрації та регуляторних органів трансформуються у спільний кіберфізичний простір, де кожен вузол отримує узгоджене представлення, доповнене координатою тип вузла. Такий підхід дозволяє моделі ГНМ

розрізняти природу даних і водночас працювати з ними за єдиним алгоритмом.

З точки зору виробництва це забезпечує коректну інтеграцію різнорідних параметрів: технічних (температура, швидкість, продуктивність); ресурсних (обсяг запасів, швидкість обробки); управлінських (координаційні рішення) та нормативних (контрольні обмеження). Завдяки згортковому шару всі зазначені ознаки набувають узгодженої структури, що створює основу для подальшої агрегації та формування нових представлень про організацію виробництва на підприємстві і ролі у ньому мобільних машин.

Перший шар у тришаровій архітектурі виконує подвійну функцію: уніфікація числових параметрів та інтеграцію ознаки тип вузла, що підвищує чутливість моделі до різнорідності системи й забезпечує точність подальшого аналізу.

Другий шар тришарової архітектури ГНМ виконує функцію локальної агрегації вузлів-сусідів, тобто інтеграції інформації від безпосередньо пов'язаних вузлів. На цьому етапі кожен вузол отримує дані від своїх найближчих вузлів-сусідів, що дозволяє моделі враховувати локальний контекст функціонування системи.

У виробничому середовищі підприємства це означає, що мобільна машина може інтегрувати інформацію від виробничої лінії і складу, які вона обслуговує і забезпечує ресурсами. Склад, у свою чергу, отримує дані про стан мобільних машин, які здійснюють доставку матеріалів, деталей, комплектуючих вузлів. Виробнича лінія отримує дані про наявність запасів та логістичні можливості. Така взаємодія вузлів та елементів на підприємстві створює локально узгоджене представлення, яке відображає реальні процеси у найближчому виробничому оточенні.

Важливо підкреслити, що локальна агрегація не лише об'єднує параметри вузлів-сусідів, але й трансформує їх у нові координати, які враховують вагові коефіцієнти та значущість кожного зв'язку. Це дозволяє моделі диференціювати вплив різних вузлів: наприклад, адміністративні рішення можуть мати більші вагові коефіцієнти, ніж технічні параметри

окремої машини.

Визначено, що другий шар забезпечує глибоку інтеграцію локальних взаємозалежностей, створюючи основу для подальшого розширення умови у третьому шарі.

Третій шар тришарової архітектури ГНМ виконує функцію розширення контексту, інтегруючи інформацію не лише від безпосередніх вузлів-сусідів, але й від їхніх дальніх вузлів. Це дозволяє моделі враховувати багаторівневі залежності та формувати більш комплексне представлення системи. На практиці такий підхід означає, що мобільна машина отримує дані не лише від виробничої лінії, яку вона обслуговує, але й від складу та залежить від адміністрації, яка координує роботу виробництва на підприємстві.

У виробничому середовищі це створює глобальне узгоджене представлення, де кожен вузол відображає не лише локальні параметри, але й вплив більш широкої мережі взаємозв'язків. Завдяки цьому модель здатна виявляти приховані закономірності, наприклад, як зміни у нормативних вимогах регуляторних органів впливають на ефективність мобільних машин через ланцюг виробничих ліній і складів.

Третій шар забезпечує багаторівневу інтеграцію даних, що дозволяє моделі переходити від локальних характеристик до системних висновків. Це є критично важливим для формування інтегральних показників ефективності та надійності, які відображають виробничу роботу підприємства в цілому.

Тришарова архітектура графової нейронної мережі дозволяє переходити від локальних характеристик вузлів до формування інтегральних показників ефективності та надійності всієї виробничої системи. Завдяки уніфікації ознак і типів вузлів (перший шар), локальній агрегації найбільших вузлів сусідів (другий шар) та розширеному контексту, що враховує дальні вузли графа (третій шар), модель здатна інтегрувати багаторівневі дані у єдине представлення.

У функціонуванні виробничої системи на підприємстві це означає, що мобільна машина оцінюється не лише за власними технічними параметрами,

але й за впливом на логістичні процеси виробничих ліній та складів, їх продуктивність та відповідність управлінським і нормативним вимогам. У результаті формується узагальнена система координат, яка відображає продуктивність, енергоефективність, надійність та узгодженість роботи вузлів підприємства в цілому. Такі інтегральні показники можуть використовуватися як для аналітичних висновків, так і для формування управлінських рішень, що оптимізують експлуатацію мобільних машин та підвищують загальну ефективність виробничої системи підприємства.

2.6 Вихідні вектори вузлів моделі графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві

Вихідні вектори, сформовані графовою нейронною мережею, мають особливе значення для оптимізації роботи мобільних машин. Вони відображають не лише трансформовані ознаки вузлів, але й інтегрують багаторівневу структуру, отриману у процесі навчання моделі. На відміну від «сирих» даних, що характеризують окремі параметри технічного чи виробничого стану, вихідні вектори є узагальненими представленнями, які можуть інтерпретуватися як аналітичні показники, рекомендації та управлінські команди. Це дозволяє підприємству переходити від простого моніторингу до системного управління ефективністю та надійністю експлуатації мобільних машин.

Вихідні вектори вузлів у ГНМ містять трансформовані ознаки, які відображають інтегральні характеристики мобільних машин та інших елементів виробничої системи. Серед них ключовими є:

1. Ризик відмови показника ймовірності технічної несправності або зниження працездатності.
2. Ефективність інтегральна оцінка продуктивності та енергоекономічності роботи.
3. Залишковий ресурс, прогнозований час або обсяг роботи до

необхідності технічного обслуговування чи заміни деталі, вузла, агрегату мобільної машини.

Ці ознаки формуються на основі багаторівневої агрегації даних і відрізняються від неповних параметрів тим, що враховують процес взаємодії вузлів у системі табл. 2.3:

Таблиця 2.3

Трансформовані ознаки вихідних векторів вузлів графової нейронної мережі

Ознака	Джерело даних (сирі параметри)	Трансформоване значення у вихідному векторі	Значення для управління
Ризик відмови	Температура, навантаження, історія несправностей	Ймовірність відмови у %	Планування техобслуговування
Ефективність	Швидкість, продуктивність, енергоспоживання	Інтегральний коефіцієнт ефективності	Оптимізація режимів роботи
Залишковий ресурс	Напрацювання годин, знос деталей	Прогнозований залишковий час роботи	Прийняття рішень щодо заміни чи ремонту

Первинні дані, що надходять від мобільних машин та інших вузлів підприємства, відображають окремі вимірювані параметри температуру, швидкість, навантаження, рівень запасів чи енергоспоживання. Вони є первинними показниками, які характеризують стан системи у конкретний момент часу, але не враховують взаємозалежності між елементами виробничої мережі. Натомість модельні представлення, сформовані у вихідних векторах ГНМ, є результатом багаторівневої трансформації та агрегації даних. Вони інтегрують локальні та глобальні виробничі процеси, враховують тип вузла, його ближніх і дальніх сусідніх вузлів, що дозволяє отримати узагальнені характеристики – ризик відмови, ефективність та залишковий ресурс.

Відмінність полягає у рівні інтерпретації: неповні дані є фрагментарними та локальними, тоді як модельні представлення - системними та інтегральними. Це робить вихідні вектори вузлів не лише більш інформативними, але й придатними для використання у процесах управління виробничою системою підприємства в цілому, де потрібні узагальнені показники для прийняття стратегічних рішень.

Вихідні вектори вузлів, сформовані ГНМ, мають подвійне значення: вони є математичними представленнями стану вузлів і водночас можуть інтерпретуватися як управлінські сигнали. Це означає, що дані про ризик відмови, ефективність та залишковий ресурс мобільних машин можуть бути використані не лише для аналітичного аналізу, але й для прийняття рішень у реальному часі. Наприклад, високий ризик відмови може автоматично ініціювати планове технічне обслуговування, низька ефективність – корекцію режиму роботи, а інформація про залишковий ресурс – оптимізацію графіка використання мобільних машин.

У системному вимірі вихідні вектори стають інструментом управління виробничою системою і підприємством в цілому, оскільки вони дозволяють адміністрації та операційним менеджерам отримувати узагальнені показники, що враховують багаторівневі взаємозв'язки між вузлами. Це забезпечує перехід від локального моніторингу до стратегічного управління, де рішення приймаються на основі інтегральних характеристик, а не окремих параметрів. Вихідні вектори ГНМ стають ключовим елементом цифрового двійника виробничої системи підприємства, який поєднує аналітику та управління в єдиній моделі.

Таким чином, вихідні вектори, сформовані ГНМ, є ключовим інструментом для переходу від локальних вимірювань до системних управлінських рішень. Вони трансформують первинні дані у модельній інтерпретації, що відображають ризик відмови, ефективність та залишковий ресурс, і дозволяють інтегрувати багаторівневий характер виробничої системи. Завдяки цьому підприємство отримує не лише аналітичні показники,

але й практичні орієнтири для оптимізації експлуатації мобільних машин, планування технічного обслуговування та підвищення загальної надійності. Вихідні вектори стають основою цифрового двійника виробничої системи підприємства, який поєднує моніторинг, прогнозування та управління в єдиній моделі.

2.7 Супервізоване динамічне навчання моделі графової нейронної мережі в процесі оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві

Для досягнення адекватних прогнозів та практичної придатності ГНМ у виробничому середовищі застосовується супервізоване динамічне навчання, яке поєднує точність математичного апарату з гнучкістю адаптації до реальних умов експлуатації. Його сутність полягає у використанні зовнішніх даних міток, числових цілей або класифікаційних ознак, які виступають у ролі вектора-вчителя. Ці дані дозволяють моделі ГНМ порівнювати власні вихідні вектори з цільовими значеннями за допомогою функції втрат, що визначає ступінь відхилення прогнозу від очікуваного результату[143-151].

У процесі навчання здійснюється поступове оновлення вагових коефіцієнтів моделі кожні N ітерацій, що дозволяє враховувати нові закономірності, не втрачаючи вже засвоєну інформацію. Такий підхід забезпечує не лише поступове наближення моделі до адекватних прогнозів, а й її здатність адаптуватися до змін у структурі графа, параметрах вузлів та умовах функціонування виробничих систем підприємства.

У результаті ГНМ формує узагальнене відображення виробничої системи системи, яке характеризує реальні закономірності експлуатації мобільних машин, включаючи їхню динаміку, навантаження, залишковий ресурс та ризики відмови. Це, своєю чергою, дозволяє оптимізувати їх ефективність і надійність, забезпечуючи обґрунтовані управлінські рішення на основі прогнозової аналітики.

Побудовано загальний алгоритм реалізації супервізованого навчання для моделі ГНМ для розглядуваного випадку (рис. 2.5).

У процесі супервізованого навчання ГНМ ключову роль відіграє вектор-вчитель, набір зовнішніх даних, які задають цільові значення для моделі. Це можуть бути як мітки (класифікаційні категорії, наприклад несправна / справна машина), так і числові цілі (продуктивність у відсотках, прогнозований залишковий ресурс у годинах, інтегральний коефіцієнт ефективності).

Вектор-вчитель виступає еталоном, з яким порівнюються вихідні вектори вузлів. Він формує основу для корекції моделі, оскільки дозволяє визначити, наскільки прогнозовані значення відрізняються від реальних. Для виробничої системи це означає, що підприємство може використовувати ретроспективні дані про відмови, статистику тривалості операцій технічного обслуговування та показники продуктивності як навчальні цілі для моделі. Вектор-вчитель є зовнішнім джерелом істини, яке спрямовує процес навчання ГНМ і забезпечує поступове наближення моделі до адекватних прогнозів.

Функція втрат є центральним елементом процесу супервізованого навчання графової нейронної мережі. Вона визначає різницю між вихідними векторами моделі та цільовими значеннями, заданими вектором-вчителем. По суті, це міра похибки, яка показує, наскільки прогноз моделі відхиляється від реальних даних.



Рисунок 2.5 – Алгоритм реалізації супервізованого навчання для графової нейронної мережі

У виробничій системі підприємства функція втрат може враховувати

різні типи показників:

- для класифікаційних задач, ймовірність правильного визначення стану машини («справна» / «несправна»);
- для регресійних задач, відхилення прогнозованого залишкового ресурсу від фактичного;
- для інтегральних показників різницю між розрахованою ефективністю та еталонними значеннями продуктивності чи енергоекономічності.

При цьому, функція втрат виступає зворотним зв'язком між моделлю та реальністю. Вона сигналізує, які параметри потребують корекції, і визначає напрямок оновлення вагових коефіцієнтів. Чим менше значення функції втрат, тим ближче модель до адекватних прогнозів.

Динамічне оновлення вагових коефіцієнтів є ключовим механізмом адаптації ГНМ до реальних умов експлуатації мобільних машин. На основі сигналу від функції втрат модель коригує свої параметри, зменшуючи похибку між прогнозованими та цільовими значеннями. Особливістю процесу є те, що оновлення здійснюється кожні N ітерацій, що дозволяє уникати надмірної чутливості до випадкових коливань даних і забезпечує поступове наближення до оптимальних значень.

Для процесів виробничої системи підприємства це означає, що модель не реагує миттєво на кожну зміну параметрів (наприклад, короткочасне перевантаження мобільних машини чи тимчасове зниження продуктивності), а враховує їх у більш широкому часовому інтервалі. Такий підхід підвищує стійкість прогнозів і дозволяє формувати більш надійні інтегральні показники ефективності та надійності мобільних машин у виробничій сфері підприємства.

Динамічне оновлення вагових коефіцієнтів забезпечує баланс між швидкістю адаптації та стабільністю моделі, що є критично важливим для практичного використання ГНМ у виробничих системах.

Завершальним етапом супервізованого динамічного навчання є поступове наближення моделі до адекватних прогнозів. Завдяки циклічному

процесу формуванню вектора-вчителя, обчисленню функції втрат та динамічному оновленню ваг графова нейронна мережа з кожною ітерацією зменшує похибку між прогнозованими та цільовими значеннями параметрів мобільних машин і виробничої системи підприємства. Це забезпечує стабільне вдосконалення запропонованої моделі та підвищення точності її результатів.

Для виробничої системи поступове наближення означає, що модель з часом навчається більш точно оцінювати ризик відмови, ефективність та залишковий ресурс мобільних машин. Вона стає здатною передбачати закономірності, які не завжди очевидні з первинних даних, і формувати прогнози, що відповідають реальним умовам експлуатації. Це дозволяє підприємству переходити від реактивного управління виробництвом (відповідь на вже наявні проблеми) до проактивного (попередження відмов, оптимізація використання ресурсів, стратегічне планування). Механізм динамічної адаптації ГНМ в процесі навчання проілюстровано на рис. 2.6 та рис. 2.7.

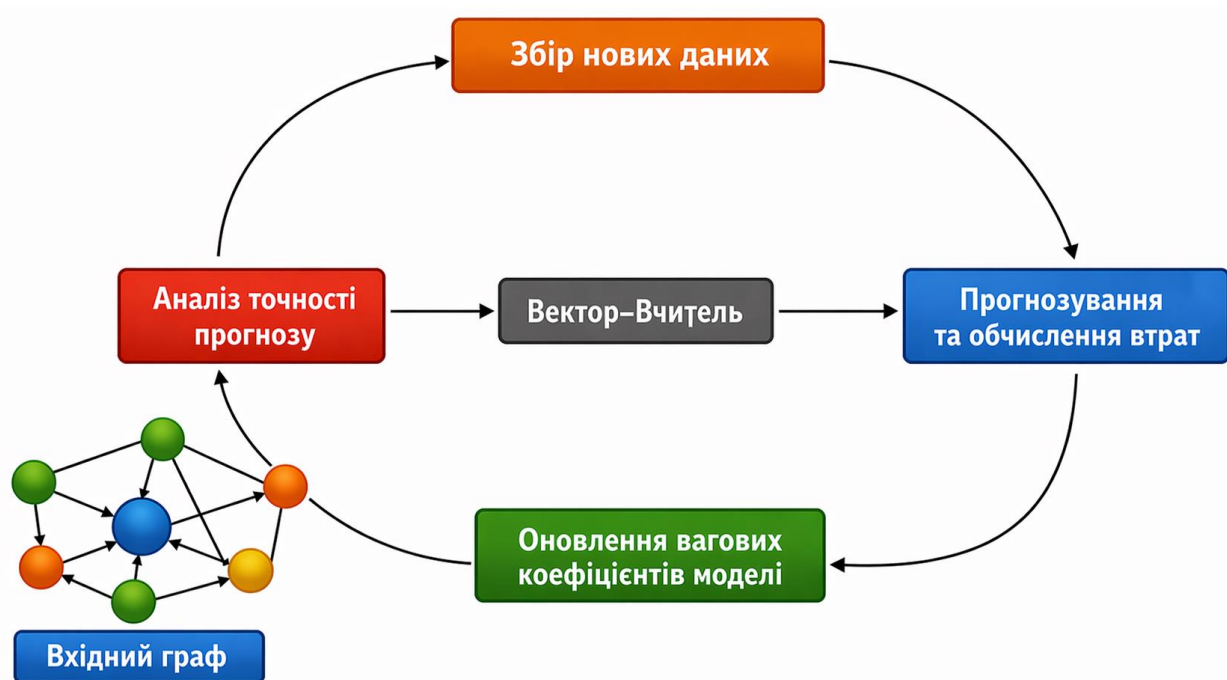


Рисунок 2.6 – Цикл навчання при динамічній адаптації моделі графової нейронної мережі

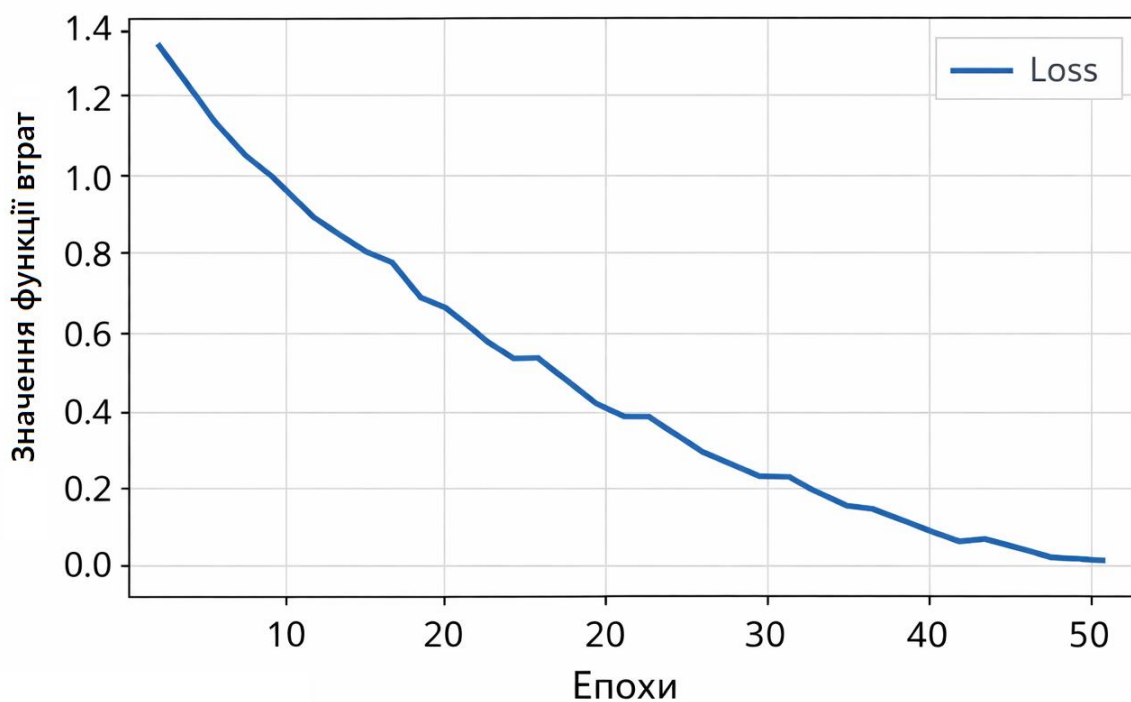


Рисунок 2.7 – Графік зменшення значень функції втрат від номера епохи у процесі супервізованого навчання графової нейронної моделі

Визначено, що поступове наближення моделі до адекватних прогнозів є результатом узгодженої роботи всіх складових алгоритму навчання і забезпечує практичну цінність ГНМ у для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на виробничому підприємстві.

Супервізоване динамічне навчання ГНМ є цілісним процесом, що поєднує формування вектора-вчителя, обчислення функції втрат, динамічне оновлення ваг та поступове наближення моделі до адекватних прогнозів. Завдяки цьому побудований алгоритм ГНМ поступово адаптується до реальних умов експлуатації мобільних машин, зменшує похибку прогнозів та підвищує точність оцінки ключових параметрів ризику відмови, ефективності та залишкового ресурсу. У виробничій системі це забезпечує перехід від простого аналізу даних до системного управління, де модель стає інструментом оптимізації експлуатації, планування технічного обслуговування мобільних машин та стратегічного розвитку підприємства.

2.8 Порівняння дво- та тришарової архітектури моделі графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин на підприємстві

Виявлено, що інтеграція графових нейронних мереж у структуру цифрового двійника виробничої системи відкриває нові можливості для моделювання, прогнозування та управління. Цифровий двійник виступає як віртуальне відображення реальної виробничої системи підприємства, де кожен вузол і зв'язок відповідає конкретному елементу виробничої мережі. Використання ГНМ дозволяє не лише відтворювати поточний стан виробничої системи, але й формувати інтегральні показники ефективності та надійності використання мобільних машин, що враховують багаторівневі взаємозалежності [53, 157].

У цьому напрямі важливо розглянути переваги різних архітектур ГНМ, двошарової та тришарової моделей, а також визначити критерії вибору кількості шарів залежно від поставленої задачі. Це дозволить для виробничої системи підприємства адаптувати цифровий двійник до конкретних потреб: від швидкого аналізу базових параметрів до глибокого системного прогнозування.

Двошарова архітектура графової нейронної мережі є базовим варіантом інтеграції у цифровий двійник виробничої системи. Її головна перевага полягає у простоті реалізації та високій швидкості обчислень, що робить її придатною для задач, де потрібен оперативний аналіз без надмірних витрат ресурсів.

У такій моделі перший шар відповідає за уніфікацію ознак та приведення даних до єдиного формату, а другий – за локальну агрегацію інформації від вузлів сусідів. Це дозволяє швидко отримати базові показники: продуктивність, енергоефективність, ризик відмови на рівні окремих вузлів.

Для виробничої системи двошарова модель є оптимальною для

наступних процедур: оперативного моніторингу стану мобільних машин; швидка діагностика локальних проблем; аналіз базових параметрів без необхідності враховувати складні багаторівневі взаємозв'язки.

Виявлено, що двошарова ГНМ виступає ефективним інструментом для швидких рішень у цифровому двійнику, забезпечуючи баланс між точністю та обчислювальною економічністю.

Показано, що тришарова архітектура графової нейронної мережі забезпечує більш глибокий рівень аналізу порівняно з двошаровою. Її ключова перевага полягає у здатності враховувати багаторівневі взаємозв'язки між вузлами, що дозволяє формувати інтегральні показники ефективності та надійності всієї виробничої системи підприємства. У такій моделі: перший шар уніфікує ознаки та забезпечує узгодженість даних; другий шар – агрегує інформацію від безпосередніх вузлів сусідів, а третій шар – враховує стан віддалених вузлів, що дозволяє моделі виходити за межі локальних характеристик і формувати системні метрики.

Зазначене дає можливість отримувати узагальнені показники, які відображають не лише стан окремої мобільної машини, але й її вплив на логістичні процеси, продуктивність виробничих ліній та загальну ефективність підприємства. У виробничому сенсі тришарова модель є оптимальною для формування інтегральних показників (ефективність, надійність, узгодженість роботи системи); виявлення прихованих закономірностей у взаємодії між вузлами; стратегічного управління підприємством на основі системних прогнозів.

Виявлено, що тришарова ГНМ, виступаючи інструментом глибокого аналізу, дозволяє цифровому двійнику підприємства відображати не лише поточний стан, але й прогнозувати розвиток виробничої системи у довгостроковій перспективі.

Що стосується кількості шарів у ГНМ, то це є стратегічним рішенням, яке визначає баланс між швидкістю обчислень, глибиною аналізу та точністю прогнозів. Основним критерієм при цьому виступає характер дослідницької

задачі та рівень інтеграції, необхідний для цифрового двійника виробничої системи.

З'ясовано, що двошарова модель ГНМ доцільна для задач, що потребують швидкого аналізу базових параметрів: моніторинг стану мобільних машин, оперативна діагностика, оцінка локальних ризиків. Її перевагою є простота та економічність обчислень.

Доведено, що тришарова модель є оптимальною для задач, що вимагають глибшого аналізу: прогнозування інтегральних показників ефективності, виявлення прихованих закономірностей у взаємодії між вузлами, стратегічне планування. Вона забезпечує системний рівень інтерпретації даних.

В якості критеріїв вибору можливо вважати: масштаб дослідження (локальний аналіз чи системний прогноз); доступність обчислювальних ресурсів; вимоги до швидкості обробки даних; рівень деталізації, необхідний для прийняття управлінських рішень.

Показано, що кількість шарів у ГНМ має визначатися не лише технічними можливостями, але й практичними потребами підприємства. Це дозволяє цифровому двійнику залишатися гнучким інструментом, який адаптується до різних рівнів дослідницьких завдань від оперативного моніторингу до стратегічного прогнозування.

Визначено, що інтеграція графових нейронних мереж у цифровий двійник виробничої системи забезпечує підприємству новий рівень аналітики та управління. Двошарова модель дозволяє швидко отримувати базові показники та оперативно реагувати на локальні зміни, тоді як тришарова – формує глибші взаємозв'язки та інтегральні характеристики, необхідні для стратегічного планування. Обґрунтовано, що вибір кількості шарів має базуватися на дослідницькій задачі, балансі між швидкістю та точністю, а також на практичних потребах виробничої системи підприємства. У результаті цифровий двійник є здатним адаптуватися до різних рівнів аналізу – від моніторингу окремих мобільних машин до прогнозування ефективності всієї

виробничої системи підприємства.

Висновки до розділу 2

1. Визначено, що графові нейронні мережі є ефективним інструментом для моделювання виробничих систем, оскільки дозволяють враховувати багаторівневі взаємозв'язки між вузлами та ресурсами.

2. Вихідні вектори вузлів графової нейронної мережі трансформують первинні дані вузлів графа підприємства у модельний опис, що відображають ризик відмови, ефективність та залишковий ресурс мобільних машин.

3. Виявлено, що відмінність між первинними даних про стан вузлів графа підприємства та модельними даними полягає у переході від локальних вимірювань до системних характеристик, придатних для прийняття управлінських рішень щодо виробничої системи підприємства.

4. Показано, що супервізоване динамічне навчання графової нейронної мережі забезпечує поступове наближення моделі до адекватних прогнозів завдяки використанню вектора-вчителя, функції втрат та динамічного оновлення ваг. При цьому, вектор-вчитель виступає зовнішнім джерелом істини, що задає цільові значення для моделі та спрямовує процес навчання.

5. Визначено, що функція втрат є механізмом зворотного зв'язку, який визначає різницю між прогнозами моделі та реальними даними, формуючи основу для корекції параметрів.

6. Доведено, що динамічне оновлення ваг кожні N ітерацій дозволяє уникати перенавчання та забезпечує баланс між швидкістю адаптації й стабільністю моделі.

7. З'ясовано, що інтеграція графових нейронних мереж у цифровий двійник виробничої системи створює гнучкий інструмент управління, здатний адаптуватися до різних рівнів дослідницьких задач від оперативного моніторингу до стратегічного прогнозування.

8. Показано, що вибір кількості шарів у ГНМ (дво- чи тришарової архітектури) має визначатися практичними потребами підприємства: швидкість і простота для базових задач або глибина аналізу для стратегічних рішень.

РОЗДІЛ 3 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МЕТОДУ ГРАФОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ ТА ЕФЕКТИВНОСТІ ЕКСПЛУАТАЦІЇ МОБІЛЬНИХ МАШИН В МЕЖАХ ПІДПРИЄМСТВА

3.1 Формальні визначення графа підприємства

Формально підприємство можна описати у вигляді графу [53]:

$$G = (V, E), \quad (3.1)$$

де V – множина вузлів, що відповідають об'єктам виробничої системи (мобільні машини, агрегати, цехи, склади, енергетичні вузли тощо);

$E \subseteq V \times V$ – множина ребер, які відображають взаємозв'язки між вузлами (потоки матеріалів, енергії, інформації, логістичні маршрути).

Кожне ребро $e = (u, v)$ може бути орієнтованим або неорієнтованим:

- орієнтоване ребро, відображає напрямок потоку (наприклад, постачання ресурсу з вузла u до вузла v);

- неорієнтоване ребро, відображає симетричний зв'язок (наприклад, спільне використання енергетичної мережі).

Таким чином, граф виробничого підприємства є узагальненою структурою, яка дозволяє формально описати всі взаємозалежності між елементами виробничої системи [143].

Кожен вузол $v \in V$ у графі підприємства характеризується набором параметрів, які відображають його стан та функціональну роль у виробничій системі. Ці параметри формуються у вигляді вектора ознак:

$$X_v = \begin{bmatrix} x_{v1} \\ x_{v2} \\ \vdots \\ x_{vd} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^d, \quad (3.2)$$

де d - розмірність простору ознак;

x_{vi} - значення i -го параметра для вузла v .

У виробничому контексті приклади ознак можуть включати:

- продуктивність (x_{v1}) - кількість одиниць продукції за певний час;

- залишковий ресурс (x_{v2}) -прогнозований час роботи до відмови;
- енерговитрати (x_{v3}) - споживання електроенергії чи палива;
- надійність (x_{v4})- ймовірність безвідмовної роботи протягом заданого інтервалу;
- логістичні параметри (x_{v5})- час доставки, пропускна здатність.

Вектор ознак x_v є формалізованим описом стану кожного вузла, що дозволяє графовій нейронній мережі працювати з даними у математично узгодженій формі.

Зв'язки між вузлами графа підприємства зручно описуються через матрицю суміжності:

$$A = [a_{uv}] \in \{0, 1\}^{|V| \times |V|} \quad (3.3)$$

де $a_{uv} = 1$, якщо існує ребро між вузлами та $a_{uv} = 0$, якщо зв'язку немає.

У випадку орієнтованого графа, маємо: $a_{uv} = 1$, що означає напрямок потоку від u до v .

У випадку неорієнтованого графа: матриця симетрична: $a_{uv} = a_{vu}$. Матриці суміжності мають наступні властивості: розрідженість, структурність, нормалізація.

У виробничих системах більшість вузлів мають обмежену кількість зв'язків, через розрідженість матриці A . Блоки матриці можуть відповідати окремим підсистемам (наприклад, транспортна мережа, енергетична мережа). Для коректної роботи ГНМ часто використовують нормалізовану матрицю:

$$\hat{A} = D^{-1} \cdot A, \quad (3.4)$$

де D – діагональна матриця ступенів вузлів.

Це забезпечує рівномірний внесок сусідів у процес агрегації.

Матриця суміжності є фундаментальним інструментом для формалізації структури підприємства та подальшого застосування ГНМ.

Для ілюстрації розглянемо виробничу систему підприємства, що складається з парку мобільних машин (наприклад, навантажувачів, тракторів, транспортерів). Кожна машина є вузлом графа, а їхні взаємозв'язки - ребрами.

У формалізованій формі це можна записати наступним чином:

$$G = (V, E), V = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}, E = \{(v_1, v_2), (v_2, v_3), (v_3, v_4)\}, \quad (3.5)$$

де: v_1 - навантажувач; v_2 - транспортер; v_3 - мобільна машина; v_4 - складський вузол.

Матриця суміжності для цього графа має вигляд:

$$A = \begin{bmatrix} 0100 \\ 1010 \\ 0101 \\ 0010 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Була виділена сукупність векторів ознак вузлів:

- X_{v_1} = (продуктивність, ресурс, енерговитрати);
- X_{v_2} = (швидкість транспортування, надійність, витрати палива);
- X_{v_3} = (тягове зусилля, залишковий ресурс, енергоефективність);
- X_{v_4} = (пропускна здатність, час зберігання, логістичні параметри).

Таким чином, граф мобільних машин формалізує виробничу систему як мережу взаємопов'язаних вузлів, що дозволяє застосовувати ГНМ для аналізу ефективності та надійності мобільних машин.

3.2 Математичний опис механізму графових нейронних мереж

У ГНМ ключовим етапом є агрегація інформації від сусідів вузла. Вона дозволяє кожному вузлу враховувати стан локального оточення та формувати узагальнене представлення [142].

Формально це має вигляд:

$$a_v^{(k)} = f_{agg}^{(k)} \left(\{h_u^{(k-1)}; u \in N(v)\} \right), \quad (3.7)$$

де $a_v^{(k)}$ - агрегований вектор для вузла v на k -му шарі; $h_u^{(k-1)}$ - стан сусіднього вузла u на попередньому шарі; $N(v)$ - множина сусідів вузла v .

Запропоновано такі варіанти функцій агрегації для виробничої системи підприємства:

1. Середнє значення (Mean):

$$a_v^{(k)} = \frac{1}{|N(v)|} \sum_{u \in N(v)} h_u^{(k-1)}, \quad (3.8)$$

яка використовується для усереднення параметрів машин у групі (наприклад, середня продуктивність).

2. Сума (Sum):

$$a_v^{(k)} = \sum_{u \in N(v)} h_u^{(k-1)}, \quad (3.9)$$

використовується для оцінки загального ресурсу чи енергоспоживання

3. Максимум (Max):

$$a_v^{(k)} = \max_{u \in N(v)} h_u^{(k-1)}, \quad (3.10)$$

яка використовується для визначення критичного вузла (наприклад, найбільший ризик – відмови серед сусідів).

Визначено, що функція агрегації є основою для формування локального контексту кожного вузла у графі підприємства.

Після етапу агрегації отриманий вектор потребує перетворення у новий простір ознак. Це здійснюється через лінійне відображення з використанням вагової матриці та зсуву:

$$z_v^{(k)} = W_v^{(k)} \cdot a_v^{(k)} + b, \quad (3.11)$$

де $W^{(k)} \in \mathbb{R}^{d' \times d}$ - матриця ваг для k -го шару; $b^{(k)} \in \mathbb{R}^{d'}$ - вектор зсуву; $z^{(k)}$ - трансформований вектор ознак вузла v .

Роль трансформації простору ознак, ключових характеристик та адаптація має наступний зміст:

1. Зміна простору ознак – це перехід від початкових параметрів (продуктивність, ресурс, енерговитрати) до узагальнених латентних ознак.
2. Виділення ключових характеристик у вигляді вагових коефіцієнтів матриці визначає, які параметри мають найбільший вплив на прогноз.
3. Адаптація до поставленої задачі означає, що різні набори вагових коефіцієнтів дозволяють моделі підлаштовуватися під конкретні дослідницькі цілі (наприклад, оцінка ризику відмови чи оптимізація енерговитрат).

Зазначимо, що у виробничій системі трансформація дозволяє перетворити неповні дані про машини у більш абстрактні показники, які краще

відображають системні закономірності. Після трансформації агрегованих даних кожен вузол оновлює свій стан, поєднуючи нову інформацію з попереднім представленням. Це забезпечує накопичення знань у процесі проходження через шари ГНМ.

Формально процес можна відобразити наступним чином:

$$h_v^{(k)} = \sigma(z_v^{(k)} + h_v^{(k-1)}), \quad (3.12)$$

де $h_v^{(k)}$ - оновлений стан вузла v на k -му шарі; $z_v^{(k)}$ - трансформований вектор ознак після лінійного перетворення; $h_v^{(k-1)}$ - стан вузла на попередньому шарі; σ - нелінійна функція активації (наприклад, ReLU, Sigmoid, Tanh).

При цьому оновлення виконує наступну роль:

1. Інтеграція нових даних, що означає поєднання інформації від сусідів із власним станом вузла.
2. Збереження ретроспективи, коли попередній стан $h_v^{(k-1)}$ дозволяє враховувати накопичений контекст.
3. Нелінійність забезпечує функція активації σ через здатність моделі відображати складні залежності.

Для мобільної машини, що експлуатуються на виробничих підприємствах, оновлений стан може враховувати як її власні параметри (ресурс, енерговитрати), так і вплив сусідніх вузлів (логістичні маршрути, навантаження від інших машин). Зазначене дозволяє моделі прогнозувати не лише локальний ризик відмови, але й системний ефект на виробничу мережу.

У ГНМ важливим етапом є застосування нелінійних функцій активації та нормалізації матриці суміжності, що забезпечує стабільність і виразність моделі. Нелінійність передбачає застосування після трансформації даних функція активації $\sigma(\cdot)$, яка дозволяє моделі відображати складні залежності:

1. Функція – ReLU (Rectified Linear Unit), яка забезпечує простоту та ефективність обчислень, добре працює для великих графів:

$$\sigma(x) = \max(0, x). \quad (3.13)$$

2. Залежність – Sigmoid використовується для ймовірнісних оцінок (наприклад, ризик відмови):

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}. \quad (3.14)$$

Залежність – Tanh застосовується для нормалізації ознак у діапазоні [-1,1] (нормалізація матриці суміжності):

$$\sigma(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (3.15)$$

Для уникнення домінування вузлів із великою кількістю сусідів використовується нормалізована матриця:

$$\hat{A} = D^{-1/2} \cdot A \cdot D^{-1/2}, \quad (3.16)$$

де D – діагональна матриця ступенів вузлів ($d_{vv} = \sum_u a_{vu}$).

Роль нормалізації полягає в забезпеченні рівномірного внеску вузлів сусідів у процес агрегації. При цьому зменшує ризик переваги високозв'язних вузлів над малозв'язними; підвищує стабільність навчання та збіжність алгоритму. Виявлено, що нелінійність додає моделі здатність відображати складні закономірності, а процес нормалізація гарантує збалансованість впливу різних вузлів виробничих ліній.

3.3 Моделювання для дво- та тришарових архітектур графової нейронної мережі

Двошарова архітектура графової нейронної мережі є найпростішим варіантом, який дозволяє враховувати локальні взаємозв'язки між вузлами та їхніми сусідами [122-126]. У формальному вигляді це відображається наступним чином:

- перший шар (агрегація та трансформація):

$$h_v^{(1)} = \sigma(W^{(1)} \cdot AGG(\{x_u : u \in N(v)\}) + b^{(1)}); \quad (3.17)$$

- другий шар (оновлення стану):

$$h_v^{(2)} = \sigma(W^{(2)} \cdot AGG(\{h_u^{(1)} : u \in N(v)\}) + b^{(2)}); \quad (3.18)$$

де x_u - вектор ознак сусіднього вузла u ; $h_v^{(1)}$ - стан вузла після першого шару; $h_v^{(2)}$ - фінальне представлення вузла після двох шарів; $W^{(1)}, W^{(2)}$ - вагові матриці; $b^{(1)}, b^{(2)}$ - вектори зсуву; $\sigma(\cdot)$ - функція активації.

При цьому, інтерпретація передбачає, що перший шар формує локальний контекст вузла графа виробничого підприємства на основі його сусідніх вузлів, а другий шар – узагальнює цей контекст, дозволяючи врахувати вплив дальніх вузлів графа, але без глибокої інтеграції.

У виробничій системі двошарова модель підходить для задач оперативного моніторингу: оцінка стану машин; локальні ризики відмови, швидка діагностика. Вона забезпечує баланс між простотою обчислень та достатньою точністю для локальних рішень.

Тришарова архітектура графової нейронної мережі дозволяє враховувати не лише локальні взаємозв'язки, а й більш глибокі системні залежності між вузлами. Це особливо важливо для прогнозування інтегральних показників ефективності виробничої системи.

Формально шари мають аналітичний опис:

1. Перший шар (локальна агрегація):

$$h_v^{(1)} = \sigma(W^{(1)} \cdot AGG(\{x_u : u \in N(v)\}) + b^{(1)}). \quad (3.19)$$

2. Другий шар (розширений контекст):

$$h_v^{(2)} = \sigma(W^{(2)} \cdot AGG(\{h_u^{(1)} : u \in N(v)\}) + b^{(2)}). \quad (3.20)$$

3. Третій шар (інтегральне представлення):

$$h_v^{(3)} = \sigma(W^{(3)} \cdot AGG(\{h_u^{(2)} : u \in N(v)\}) + b^{(3)}), \quad (3.21)$$

де $h_v^{(3)}$ – фінальне представлення вузла після трьох шарів; $W^{(1)}, W^{(2)}, W^{(3)}$ – вагові матриці для кожного шару; $b^{(1)}, b^{(2)}, b^{(3)}$ – вектори зсуву; $\sigma(\cdot)$ – функція активації.

Інтерпретація такого випадку передбачає, що перший шар формує локальний контекст на основі безпосередніх сусідів, другий шар враховує вплив сусідів другого порядку (сусіди сусідів), а третій шар інтегрує

інформацію на системному рівні, дозволяючи моделі виявляти приховані закономірності у взаємодії між підсистемами.

У виробничому контексті тришарова модель підходить для задач стратегічного планування: прогнозування ефективності всієї виробничої лінії, оцінка інтегральних ризиків, оптимізація ресурсів. Вона забезпечує глибший рівень інтерпретації даних, ніж Двошарова модель, але потребує більших обчислювальних ресурсів.

Для оцінки практичної придатності дво- та тришарових архітектур важливо порівняти їх за ключовими параметрами: швидкість обчислень, використання ресурсів та точність прогнозів. В таблиці 3.1 наведено порівняння обчислювальної складності випадків застосування 2-х та 3-шарових архітектур ГНМ моделі.

Таблиця 3.1

Порівняння обчислювальної складності дво- та тришарової моделі графової нейронної мережі оптимізації ефективності використання мобільних машин в межах підприємства

Параметр	Двошарова ГНМ	Тришарова ГНМ
Обчислювальна складність	$O(V \cdot d^2)$	$O(V \cdot d^3)$
Час навчання	Менший, швидка збіжність	Більший, потребує більше епох
Використання пам'яті	Помірне	Високе (через додатковий шар і більшу кількість параметрів)
Глибина контексту	Локальні взаємозв'язки (сусіди першого та другого порядку)	Інтегральні взаємозв'язки (сусіди до третього порядку)
Точність прогнозів	Достатня для оперативних задач	Вища для стратегічних задач
Ризик перенавчання	Нижчий	Вищий, потребує регуляризації
Практичне застосування	Моніторинг, діагностика, локальні рішення	Планування, оптимізація, системні прогнози

Двошарова модель є більш економною з точки зору ресурсів і підходить для задач, де потрібна швидка реакція. Тришарова модель забезпечує глибший аналіз, але вимагає більше часу та обчислювальних ресурсів. Вибір

архітектури залежить від балансу між оперативністю та глибиною прогнозу.

3.4 Вектор-вчитель і функція втрат у супервізованому навчанні

У супервізованому навчанні кожен вузол графа має цільове значення, яке використовується для порівняння з прогнозом моделі. Це значення називається вектором-вчителем [143-151]:

$$Y_v = \begin{bmatrix} y_{v1} \\ y_{v2} \\ \vdots \\ y_{vm} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^m \quad (3.22)$$

де m - кількість параметрів або класів, які ми прогнозуємо; y_{vi} - істинне значення i -го параметра для вузла v .

У виробничій системі для задачі регресії вектор-вчитель має складові:

$$y_v = [\text{залишковий ресурс, енерговитрати}].$$

У випадку задачі класифікації маємо:

$$y_v = [1, 0] \text{ – стан «нормальна робота»};$$

$$y_v = [0, 1] \text{ – стан «відмова»}.$$

Роль вектора-вчителя полягає у служінні еталоном для навчання моделі та визначенні, які саме параметри або класи є цільовими для прогнозу; а також у забезпеченні можливості обчислення похибки через функцію втрат.

У супервізованому навчанні графових нейронних мереж ключовим елементом є функція втрат, яка визначає різницю між прогнозованими значеннями моделі та цільовими даними (вектором-вчителем).

Середньоквадратична помилка використовується для регресійних задач (наприклад, прогноз залишкового ресурсу машини):

$$\lambda_{MSE} = \frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} \|h_v^{(k)} - y_v\|^2, \quad (3.23)$$

де $h_v^{(k)}$ – вихід моделі для вузла v після K шарів; y_v – цільове значення (вектор-вчитель).

Крос ентропія використовується для класифікаційних задач (наприклад,

визначення стану машини: «норма» чи «відмова»):

$$\lambda_{CE} = -\frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} \sum_{C=1}^C y_{v,c} \cdot \log \widehat{y_{v,c}}, \quad (3.24)$$

де C - кількість класів; $y_{v,c}$ - істинна мітка для вузла v у класі c ; $\widehat{y_{v,c}}$ - ймовірність, що модель відносить вузол v до класу c .

Інтерпретація у виробничій системі метрики регресії MSE дозволяє оцінювати точність прогнозів кількісних параметрів (ресурс, енерговитрати). Метрика CE використовується для класифікації станів машин (робочий, критичний, аварійний). Вибір функції втрат залежить від типу задачі: регресія чи класифікація.

Функція втрат у графових нейронних мережах має не лише математичне значення, а й практичну інтерпретацію у виробничих системах:

1. Похибка як показник ризику якщо λ висока, це означає, що модель погано відтворює реальні дані. У виробничому контексті це може інтерпретуватися як високий ризик відмови або невідповідність прогнозів реальним показникам ефективності.

2. Похибка як індикатор ефективності має низьке значення λ і свідчить про те, що модель добре узгоджується з фактичними даними. Це означає, що система здатна точно прогнозувати залишковий ресурс, енерговитрати чи логістичні параметри, що підвищує ефективність управління.

На практиці використовується метрика регресії MSE: якщо похибка у прогнозі залишкового ресурсу машини становить 5%, це означає, що планові ремонти можна узгоджувати з високою точністю. При використанні метрики CE якщо похибка класифікації стану машини низька, то система надійно відрізняє «норму» від «критичного стану», що дозволяє уникати аварійних ситуацій.

Похибка моделі у виробничому контексті є математичним відображенням реальних ризиків та ефективності управління. Вона дозволяє керівникам підприємства приймати рішення на основі прогнозів, що мають чітке кількісне обґрунтування. Похибка моделі у виробничому контексті є

математичним відображенням реальних ризиків та ефективності управління. Вона дозволяє керівникам підприємства приймати рішення на основі прогнозів, що мають чітке кількісне обґрунтування.

3.5 Динамічне оновлення вагових коефіцієнтів і збіжність алгоритму методу графової нейронної мережі

Навчання ГНМ відбувається шляхом поступового оновлення вагових коефіцієнтів матриць $W^{(k)}$ для кожного шару. Основним методом є метод градієнтного спуску, який мінімізує функцію втрат λ [53]. Формально це записується наступним чином:

$$W^{(k)} = W^{(k-1)} - \eta \frac{\partial \lambda}{\partial W^{(k)}} \quad (3.25)$$

де $W^{(k)}$ - вагова матриця на k-му шарі; η - коефіцієнт навчання (learning rate); $\frac{\partial \lambda}{\partial W^{(k)}}$ - градієнт функції втрат за ваговими коефіцієнтами.

Алгоритм оновлення вагових коефіцієнтів має наступний вигляд:

1. Ініціалізація вагових матриць випадковими значеннями.
2. Пряме проходження: обчислення виходів $h_v^{(k)}$.
3. Обчислення функції втрат λ .
4. Зворотне проходження, обчислення градієнтів $\frac{\partial \lambda}{\partial W^{(k)}}$.
5. Оновлення ваг за правилом градієнтного спуску.
6. Повторення кроків 2–5 до збіжності.

У виробничому відношенні оновлення вагових коефіцієнтів означає адаптацію моделі до реальних баз даних про мобільні машини та виробничі процеси. Наприклад, якщо модель систематично недооцінює ресурс машини, вагові коефіцієнти коригуються так, щоб прогноз став точнішим. Це дозволяє системі поступово «навчатися» на ретроспективних даних і підвищувати точність прогнозів.

У процесі навчання ГНМ важливо визначити, як часто слід оновлювати

ваги. Занадто часте оновлення може призвести до нестабільності, а занадто рідке до повільної збіжності.

Оновлення вагових коефіцієнтів відбувається кожні N ітерацій:

$$W^{(k)} = W^{(k-1)} - \eta \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\partial \lambda^{(i)}}{\partial W^{(k)}}, \quad (3.26)$$

де N – кількість ітерацій між оновленнями; $\lambda^{(i)}$ – значення функції втрат на i -ій ітерації;

При цьому усереднення градієнтів забезпечує стабільність навчання. Стратегії періодичності можуть передбачати оновлення кожної ітерації ($N=1$) при цьому є швидка адаптація, але можливі коливання. Такий варіант підходить для невеликих графів.

Коли стратегія передбачає оновлення кожні N ітерацій ($N>1$), то в такому випадку згладжується шум у градієнтах. Зазначений випадок підходить для великих виробничих систем із високою варіативністю даних.

В ході дослідження виявлено, що стратегія динамічної періодичності добре застосовна на початку навчання коли часті оновлення ($N=1$). На пізніх етапах доцільно реалізовувати рідші оновлення (N збільшується), щоб уникнути перенавчання. Для моніторингу мобільних машин доцільно використовувати часті оновлення ($N=1-2$), щоб швидко реагувати на зміни. Для стратегічного планування виробничої лінії краще застосовувати усереднені оновлення ($N=5-10$), що забезпечує стабільність прогнозів.

У процесі навчання ГНМ важливо визначити, коли алгоритм вважається збіжним і наскільки стабільним є його результат. Для цього застосовуються критерії збіжності. При цьому алгоритм вважається збіжним, якщо виконується одна з умов:

1. Критерій зменшення функції втрат:

$$|\lambda^{(t+1)} - \lambda^{(t)}| < \varepsilon, \quad (3.27)$$

де ε – малий поріг (наприклад, 10^{-4}).

2. Критерій досягнення мінімуму втрат:

$$\lambda^{(t)} \leq \lambda_{target} \quad (3.28)$$

де λ_{target} – заздалегідь визначене цільове значення втрат.

3. Обмеження кількості епох: навчання зупиняється після епох, навіть якщо втрати ще зменшуються.

4. Критерії стабільності передбачає, що модель не коливається навколо різних мінімумів і не демонструє різких змін у прогнозах:

- стабільність градієнтів: $\|\nabla\lambda^{(t)}\| \approx 0$;

- стабільність виходів: середнє відхилення прогнозів між епохами є малим;

- відсутність перенавчання: похибка на тестових даних не зростає після певної кількості епох.

Інтерпретація збіжності у виробничих процесах контексті передбачає, що модель навчилася адекватно відтворювати закономірності у виробничій системі. При цьому, стабільність навчання гарантує, що прогнози моделі є надійними та не змінюються хаотично при нових даних. Це є критичним для управління виробництвом. Нестабільна модель може призвести до неправильних рішень щодо ремонту чи планування ресурсів на виробничих лініях

3.6 Навчання моделі графо-нейронної мережі на виробничих даних

Перед навчанням ГНМ на виробничих даних необхідно здійснити ретельну підготовку та нормалізацію вхідних параметрів:

1. Збір даних з вузлів графа: машини, агрегати, склади, транспортні вузли згідно значень ознак вузлів: продуктивність, залишковий ресурс, енерговитрати, надійність. Зібрати дані про ребра графа: логістичні маршрути, енергетичні зв'язки, технологічні залежності.

2. Формування матриці ознак:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}, \quad (3.29)$$

де n – кількість вузлів; m – кількість ознак; x_{ij} – значення j -ї ознаки для i -го вузла.

3. Нормалізація ознак, що забезпечує уникнення домінування параметрів з великими значеннями. При цьому застосовується процес нормалізації:

- мін-макс нормалізація:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}; \quad (3.30)$$

- Z-нормалізація (стандартизація):

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}, \quad (3.31)$$

де μ_j – середнє значення ознаки j ; σ_j - стандартне відхилення ознаки j .

У виробничому контексті нормалізація дозволяє порівнювати різні параметри (наприклад, енерговитрати й продуктивність) у єдиному масштабі.

Це забезпечує коректну роботу ГНМ, оскільки всі ознаки мають однаковий вплив на процес навчання. У практиці підприємства це означає, що модель не буде «зміщена» у бік параметрів із великими числовими значеннями.

Після нормалізації ознак необхідно перетворити виробничу систему у графову структуру, яка стане основою для навчання ГНМ. Створення графової структури передбачає визначення вузлів, машини та агрегати кожна одиниця техніки є окремим вузлом, а також, склади та логістичні точки вузли, що представляють місця зберігання та транспортування. Енергетичні вузли це джерела живлення або точки споживання енергії. Визначення ребер передбачає виокремлення технологічних зв'язків через аналіз послідовності операцій між мобільними машинами. Для цього проводиться аналіз логістичні маршрутів переміщення матеріалів між вузлами. Енергетичні зв'язки визначаються постачання енергії від джерела до споживача.

Матриця суміжності має вигляд:

$$A = \begin{bmatrix} 0100 \\ 1010 \\ 0101 \\ 0010 \end{bmatrix}, \quad (3.32)$$

де $A_{ij} = 1$, якщо існує зв'язок між вузлом i та вузлом j .

Кожен вузол має вектор ознак x_v , який додається до графа:

$$G = (V, E, X) \quad (3.33)$$

де V - множина вузлів; E - множина ребер; X - матриця ознак вузлів.

Побудований граф відображає реальну структуру підприємства. Це дозволяє моделі враховувати як локальні параметри машин, так і системні взаємозв'язки між ними. На практиці підприємства граф є цифровим двійником виробничої системи, що використовується для прогнозування параметрів ефективності та надійності в тому числі і для процесу експлуатації мобільних машин в межах підприємства.

Після побудови графа та нормалізації ознак наступним етапом є тренування ГНМ на еволюційних виробничих даних її передбачається наступні етапи:

1. Формування навчальної вибірки де вхідні дані є матрицею ознак X та матриця суміжності A , а вектор-вчитель y_v для кожного вузла (наприклад, залишковий ресурс чи клас стану машини). Розбиття даних відбувається на рівні: навчальна множина (70%), валідаційна множина (15%) та тестова множина (15%).

2. Пряме проходження відповідає обчисленню станів вузлів $h_v^{(k)}$ через шари ГНМ, з наступним отриманням прогнозів \hat{y}_v .

3. Етап обчислення функції втрат для регресії відповідає формулі:

$$\lambda_{MSE} = \frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} \| \hat{y}_v - y_v \|^2. \quad (3.34)$$

Обчислення функції втрат для класифікації відповідає формулі:

$$\lambda_{CE} = - \frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} \sum_{c=1}^C y_{v,c} \cdot \log \widehat{y}_{v,c}. \quad (3.35)$$

4. Зворотне проходження передбачає обчислення градієнтів $\frac{\partial \lambda}{\partial W^{(k)}}$ та оновлення вагових матриць за правилом градієнтного спуску.

5. Перевірка на валідаційних даних передбачає оцінку точності та похибки на валідаційній множині та корекція гіперпараметрів (швидкість

навчання, кількість шарів, функція активації).

б. Перевірка моделі на незалежній тестовій множині та оцінка узагальнюючої здатності моделі.

У виробничому відображенні навчання на ретроспективних даних дозволяє моделі засвоїти закономірності роботи підприємства. Це означає, що ГНМ може прогнозувати залишковий ресурс машин, виявляти критичні вузли та оптимізувати логістичні маршрути. У практиці підприємства модель стає інструментом для попереджувального управління та стратегічного планування.

Після навчання ГНМ необхідно оцінити її якість за допомогою метрик, що відображають точність прогнозів та рівень похибки. Цей процес передбачає наступні етапи:

1. Застосування метрики для регресії MAE відображає середнє абсолютне відхилення прогнозів від реальних значень:

$$MAE = \frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} |\hat{y}_v - y_v|. \quad (3.36)$$

Застосування метрики для регресії RMSE показує середнє квадратичне відхилення, більш чутливе для великих похибок:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|V|} \sum_{v \in V} (\hat{y}_v - y_v)^2}. \quad (3.37)$$

2. Метрики класифікації для точності мають вигляд:

$$\text{точність} = \frac{\text{кількість правильних прогнозів}}{\text{загальна кількість прогнозів}}. \quad (3.38)$$

У виробничому відображенні метрики регресії MAE та RMSE показують, наскільки точно модель прогнозує кількісні параметри (наприклад, залишковий ресурс машини чи енерговитрати). Метрика класифікації відображає здатність моделі правильно класифікувати стан обладнання («норма», «критичний», «аварійний»). Низькі значення похибки означають, що модель може бути використана для оперативного моніторингу технічного стану мобільних машин та стратегічного планування та розвитку виробництва на підприємств.

Висновки до розділу 3

1. Побудовано строгий математичний опис графових нейронних мереж, що включає визначення ознак вузлів, матриці суміжності та процесу агрегації. Така формалізація створює фундамент для подальшого аналізу архітектур та алгоритмів навчання, забезпечуючи чіткість і системність у моделюванні виробничих процесів.

2. Використання нелінійних функцій активації (ReLU, Sigmoid, Tanh) дозволяє моделі відображати складні залежності між елементами системи. Нормалізація матриці суміжності гарантує збалансованість впливу вузлів із різним ступенем зв'язності та стабільність навчання, що особливо важливо для великих виробничих графів.

3. Двошарова модель забезпечує швидку діагностику та локальний аналіз, придатний для оперативних рішень. Тришарова модель інтегрує системний контекст, що робить її корисною для стратегічного планування та прогнозування інтегральних показників.

4. Вектор-вчитель визначає цільові параметри для кожного вузла, а функції втрат (метрика MSE або CE) дозволяють кількісно оцінювати похибку. У виробничому відображенні ця похибка інтерпретується як рівень ризику чи ефективності управління, що робить модель практичним інструментом для прийняття рішень.

5. Градієнтний спуск забезпечує поступове оновлення вагових матриць, а періодичність оновлення та критерії збіжності гарантують стабільність і надійність моделі. Це дозволяє уникати хаотичних коливань і забезпечує поступове наближення до оптимального рішення.

6. Навчання на ретроспективних виробничих даних дає змогу моделі засвоювати закономірності роботи підприємства. Оцінка точності через метрики регресії MAE та RMSE, підтверджує придатність графо-нейронної мережі для реального виробництва. У виробничих системах графо-нейронної

мережі виступають як цифрові двійники, що підтримують процеси моніторингу, прогнозування та оптимізацію.

РОЗДІЛ 4 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ГРАФОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ЕКСПЛУАТАЦІЇ МОБІЛЬНИХ МАШИН НА ПІДПРИЄМСТВІ

4.1. Вихідні умови та характеристика підприємства ТОВ «АРК ГРУПП»

У сучасних умовах аграрного виробництва ефективність експлуатації мобільних машин та виробничих підрозділів визначає конкурентоспроможність підприємства. Для досягнення високої продуктивності виробничих процесів на підприємстві необхідно поєднувати виробничу структуру, системи контролю якості, логістичні та сервісні блоки з сучасними цифровими платформами збору й аналізу даних. Саме таку інтегровану модель реалізує підприємство ТОВ «АРК ГРУПП».

Основні напрями діяльності даного підприємства – це виробництво та продаж сільськогосподарської техніки, запчастин, сервісне обслуговування, логістика. Продукція, яку виготовляє підприємство це: культиватори, борони, плуги, котки, глибокорозпушувачі, сівалки, оприскувачі, розкидачі добрив.

Підприємство ТОВ «АРК ГРУПП» має розгорнуту інформаційну систему збору параметрів функціонування його елементів, яка охоплює всі ключові етапи виробничого процесу. Вона починається з обліку виробництва на виробничих лініях, контролю якості продукції та управління складськими запасами, і завершується онлайн-моніторингом базових параметрів парку мобільних машин. Така система дозволяє підприємству забезпечувати прозорість виробничих процесів, оперативно реагувати на зміни та підтримувати високий рівень ефективності.

Представниками підприємства було надано доступ до зібраних параметрів моніторингу парку мобільних машин. Також дозволено виконувати підключення до інформаційної платформи підприємства за протоколом ТСР/IP, що забезпечує прямий обмін даними між запропонованою

програмою та центральною системою. У процесі такого з'єднання отримували інформацію про параметри онлайн-моніторингу мобільних машин, а також інші дані, що стосуються функціонування підрозділів у межах роботи транспортного блоку.

Обмін даними реалізовано у форматі JSON: вхідні файли містять інформацію про стан вузлів графа (мобільні машини, виробничі лінії, склади,), а вихідні файли формуються нашою програмою, яка реалізує алгоритм на основі ГНМ. У результаті підприємство отримує цілий масив рекомендацій та управлінських рішень щодо оптимізації використання мобільних машин, що дозволяє зменшити простої, підвищити коефіцієнт готовності та забезпечити більш раціональне використання ресурсів.

Для побудови графової моделі підприємства та подальшої її інтеграції у розроблений метод оптимізації на основі ГНМ необхідно було визначити структуру підрозділу підприємства. Саме виробнича структура підприємства є базою для формування вузлів графа, які відображають окремі елементи системи – виробничі лінії, склади, сервісні та управлінські блоки, мобільні машини. Кожен із цих елементів має власні параметри функціонування, що формують вектори стану вузлів.

Визначення структури дозволило систематизувати всі ключові компоненти підприємства та відобразити їх у вигляді графа, де вузли відповідають окремим підрозділам або одиницям техніки, а ребра логістичним та виробничим зв'язкам між ними. Такий підхід забезпечує можливість застосування ГНМ для аналізу взаємозалежностей між елементами системи та формування рекомендацій щодо оптимізації використання ресурсів.

Елементи виробничої структури підприємства, які стали основою для побудови графа, наведено у таблиці 4.1. Вона відображає ключові підрозділи та блоки, що беруть участь у виробничому процесі, контролі якості, логістиці та сервісному обслуговуванні, і які надалі інтегруються у графову модель для аналізу та оптимізації.

Структура підприємства ТОВ «АРК ГРУП»

№	Підрозділ / блок	Опис функцій	Основні елементи / ресурси
1.	Виробнича лінія з виготовлення культиваторів	Виробництво культиваторів та	Виробнича лінія, технологічна лінія
2.	Виробнича лінія з виготовлення борін	Виробництво борін	Виробнича лінія, технологічна лінія
3.	Відділ контролю якості	Перевірка продукції на брак та дефекти	1 відділ, лабораторне обладнання
4.	Склад готової техніки	Зберігання виробленої техніки перед відправкою	великий склад, зона навантаження
5.	Склад запчастин	Зберігання комплектуючих та запасних частин	малий склад
6.	Сервісно-технічний блок	Перевірка товару перед відправкою; сервісні центри для ремонту та обслуговування	Фахівці, діагностичне обладнання, сервісні майстерні
7.	Управлінський та інноваційний блок	Продажі, маркетинг, IT-підтримка, цифрові платформи управління замовленнями та логістикою	Відділ продажів, маркетинг, IT-система
8.	Транспортний блок	Доставка техніки та запчастин	Власний парк вантажних автомобілів
9.	Логістичні контракти	Масштабні перевезення	Контракти з логістичними компаніями
10.	Система відстеження відправлень	Моніторинг транспорту та вантажів	Телеметрія, GPS-система

Функціонування підприємства побудоване на чіткій логістиці постачання та виробництва. Постачальники доставляють запчастини та матеріали на малий склад запчастин, який виконує роль проміжного вузла зберігання та розподілу. Для цього використовується власний автопарк підприємства ТОВ «АРК ГРУПП», що забезпечує оперативність і контрольованість процесу доставки. Такий підхід дозволяє зменшити залежність від зовнішніх перевізників і гарантувати своєчасне забезпечення виробничих ліній необхідними ресурсами.

Зі складу запчастини та матеріали відповідно до виробничого процесу доставляються на виробничі лінії. Для цього формуються заявки до транспортного блоку, який організовує перевезення власними транспортними засобами. Таким чином, забезпечується безперервність виробничого циклу: від надходження матеріалів до їх використання у виробництві культиваторів та борін. Внутрішня логістика підприємства побудована так, щоб мінімізувати простої та забезпечити оптимальне використання транспортних потужностей.

Після завершення виробничого процесу готова продукція доставляється на великий склад, де вона зберігається до моменту відвантаження замовникам. У більшості випадків (70...80%) продукція відразу спрямовується до замовників без тривалого зберігання на складі. Такий підхід дозволяє скоротити витрати на складську логістику та забезпечити швидке виконання замовлень.

Основними замовниками підприємства є аграрні господарства, розташовані як у межах Кіровоградської області, так і в сусідніх регіонах та по всій Україні. Це формує розгалужену мережу постачання, яка потребує ефективного управління транспортним блоком і постійного моніторингу мобільних машин. Саме тому підприємство інтегрує цифрові платформи збору даних та алгоритми оптимізації, що дозволяють підвищити ефективність використання парку мобільних машин та забезпечити стабільність виробничо-логістичних процесів.

Враховуючи особливості функціонування підприємства та його виробничо-логістичні процеси, для побудови графової моделі було вирішено

додати не лише вузли, що безпосередньо стосуються внутрішньої структури підприємства, але й зовнішні елементи. Це дозволяє більш повно відобразити реальні взаємозв'язки та забезпечити коректну інтеграцію моделі у розроблено на основі методу ГНМ.

Зокрема, до графа було включено два додаткові вузли: «Постачальник матеріалів та запчастин» та «Замовник продукції». Перший вузол відображає джерело надходження ресурсів, необхідних для виробництва, а другий – кінцевого споживача готової техніки. Вони є критично важливими для моделювання, оскільки саме через них здійснюється основний обмін матеріальними потоками та формується кінцева ефективність роботи підприємства.

Ці два вузли мають найбільш динамічні ребра та значення параметрів стану. Для постачальника це може бути частота та обсяг поставок, час доставки, надійність логістики. Для замовника – географічне розташування, обсяг замовлень, частота повторних закупівель, вимоги до термінів постачання. Динамічність параметрів вузлів визначає змінність навантаження на транспортний блок та впливає на загальну ефективність використання мобільних машин.

Розширення графа підприємства зовнішніми вузлами дозволяє врахувати повний цикл взаємодії – від постачання ресурсів, виробництва продукції і до доставки готової продукції замовнику. Це створює основу для застосування ГНМ, яка здатна аналізувати не лише внутрішні виробничі процеси, але й зовнішні фактори, що визначають ефективність роботи підприємства в цілому.

Парк мобільних машин (табл. 4.2) підприємства є важливим елементом його виробничо-логістичної структури. Саме вони забезпечують безперервність постачання матеріалів, доставку готової продукції та виконання сервісних завдань. Власний парк машин дозволяє підприємству зменшити залежність від зовнішніх перевізників, оперативно реагувати на потреби виробництва та гарантувати своєчасне виконання замовлень.

Таблиця 4.2

Склад мобільних машин підприємства ТОВ «АРК ГРУПП»

ID вузла	Мобільні машини	Модель	Вектор стану (приклад)	Опис параметрів
V1	Вантажна фура	Scania R450 Highline	[0.92, 28.5, 120000, 0.75, 0.02, 1500]	Коеф. готовності = 0.92; витрати палива = 28.5 л/100 км; пробіг = 120 тис. км; коеф. завантаженості = 0.75; інтенсивність відмов (λ) = 0.02/1000 км; МТТФ = 1500 год
V2	Вантажна фура	Scania R450 Highline	[0.88, 29.0, 135000, 0.80, 0.03, 1200]	Другий Scania, трохи вища інтенсивність відмов
V2	Вантажна фура	Scania R450 Highline	[0.88, 29.0, 135000, 0.80, 0.03, 1200]	Другий Scania, трохи вища інтенсивність відмов
V3	Вантажна фура	Scania R450 Highline	[0.90, 27.8, 110000, 0.70, 0.02, 1600]	Третій Scania
V4	Вантажний автомобіль	Volvo FH16 750	[0.95, 30.2, 100000, 0.85, 0.01, 2000]	Висока надійність, низька інтенсивність відмов
V5	Вантажний автомобіль	Volvo FH16 750	[0.89, 31.0, 140000, 0.78, 0.02, 1700]	Другий Volvo
V6	Мікроавтобус	Mercedes-Benz Sprinter 316 CDI	[0.93, 11.5, 80000, 0.60, 0.04, 1000]	Частіше потребує ТО, середній час безвідмовної роботи менший
V7	Мікроавтобус	Mercedes-Benz Sprinter 316 CDI	[0.91, 12.0, 95000, 0.65, 0.05, 900]	Другий Sprinter, вища інтенсивність відмов
V8	Легкий вантажний автомобіль	Opel Vivaro Cargo L2H1	[0.87, 9.8, 70000, 0.55, 0.03, 1100]	Легкий транспорт, середня надійність
V9	Легковий автомобіль	Renault Duster 1.5 dCi 4x4	[0.96, 6.5, 60000, 0.40, 0.01, 2500]	Дуже надійний, рідкісні відмови
V10	Легковий автомобіль	Renault Duster 1.5 dCi 4x4	[0.94, 6.8, 65000, 0.42, 0.01, 2400]	Другий Duster
V11	Легковий автомобіль	Renault Duster 1.5 dCi 4x4	[0.95, 6.7, 58000, 0.38, 0.01, 2600]	Третій Duster
V12	Легковий автомобіль	Renault Duster 1.5 dCi 4x4	[0.93, 7.0, 70000, 0.45, 0.02, 2200]	Четвертий Duster

У таблиці 4.2 наведено перелік мобільних машин підприємства, який

включає машини для масштабних перевезень, мікроавтобуси для доставки запчастин та дрібних партій продукції, легкі вантажні автомобілі для оперативних перевезень, а також легкові автомобілі для службових відряджень. Така структура парку машин забезпечує гнучкість у виконанні різних логістичних завдань і створює основу для подальшої оптимізації його використання за допомогою алгоритмів на основі методу ГНМ.

Дослідження свідчать, що підприємство ТОВ «АРК ГРУПП» має чітко структуровану виробничо-логістичну систему, яка охоплює виробничі лінії, склади, сервісні та транспортні блоки. Наявність централізованої системи збору даних забезпечує формування векторів стану вузлів графа та створює інформаційне поле для подальшої інтеграції алгоритмів оптимізації. Це дозволяє не лише відображати актуальний стан підприємства у вигляді графової моделі, але й реалізувати розроблений нами метод на основі ГНМ, що спрямований на підвищення ефективності використання мобільних машин та оптимізацію виробничо-логістичних процесів у цілому.

4.2 Формування графової моделі підприємства ТОВ «АРК ГРУПП»

Граф підрозділів підприємства, сформований відповідно до його виробничої структури, наведеної у таблиці 4.1, а також з урахуванням переліку мобільних машин власного парку.

У цьому графі вузли відповідають ключовим елементам підприємства виробничим лініям, складам, сервісним та управлінським блокам, ТЗ, а також зовнішнім вузлам «Постачальник» та «Замовник». Ребра графа відображають логістичні та виробничі зв'язки між ними, що формують основу для аналізу та оптимізації.

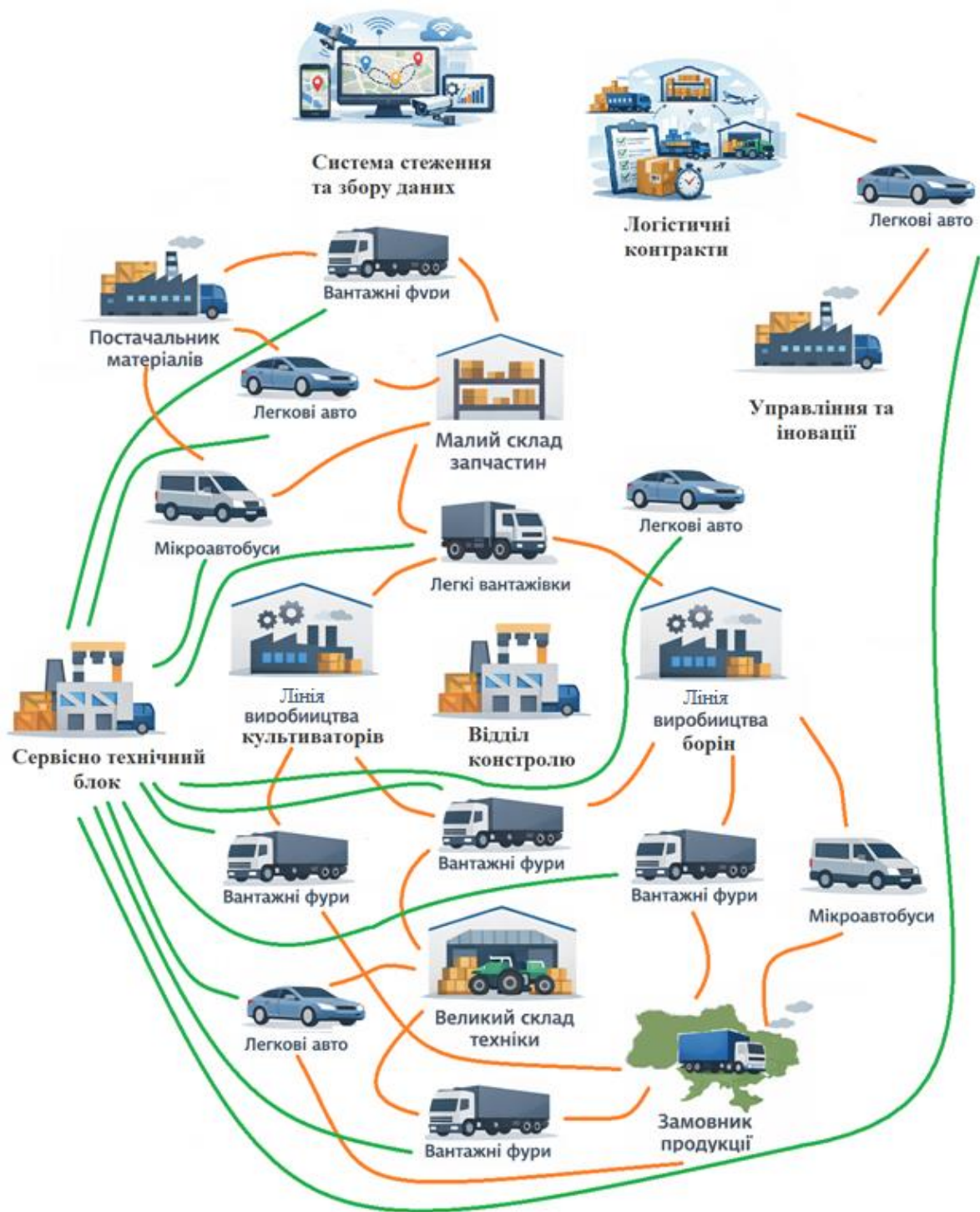


Рисунок 4.1 - Граф підприємства ТОВ «АРК ГРУПП» з відображенням ребер логістичних та транспортно-сервісних зв'язків

Детальний опис векторів стану для кожного вузла наведеного графа представлено у таблиці 4.3, де показано параметри ефективності та надійності, які використовуються для подальшої інтеграції у метод на основі ГНМ.

Таблиця 4.3

Вузли графу підприємства ТОВ «АРК ГРУПП», що не відносяться до мобільних машин

ID вузла	Назва вузла	Основний вид діяльності
V13	Постачальник матеріалів	Постачальник матеріалів необхідних для виробництва і функціонування підприємства
V14	Малий склад запчастин	Зберігання матеріалів від постачальника
V15	Лінія виробництва культиваторів	Виробничий вузол, отримує ресурси з V13 або V14, формує готову продукцію
V16	Лінія виробництва борін	Аналогічно до V15, окремий виробничий вузол
V17	Великий склад техніки	Місце зберігання готової продукції перед відвантаженням замовникам
V18	Сервісний центр	Обслуговує всі транспортні засоби, виконує технічне обслуговування та профілактику
V19	Система стеження та збору даних	Цифровий вузол, відстежує стан усіх інших вузлів, забезпечує онлайн-комунікацію
V20	Управління та інновації	Вузол, що формує управлінські команди для функціонування виробництва
V21	Замовник	Споживач продукції

Можна бачити, що вузол V1 –V12 - це мобільні машини, інформація про які наведено в табл.4.2. Мобільні машини підприємства виконують перевезення між вузлами: V13 до V14, від V13 до V15 та V16, від V15 та V16 до V17 або V21. Вектор стану для вузлів V1-V12 має однакові параметри, але має різні значення. Параметри вектора стану мобільних машин визначаються такими параметрами: коефіцієнт готовності; витрати палива; пробіг; коефіцієнт завантаженості; інтенсивність відмов.

Вузол V13 – це зовнішній вузол, який є джерелом надходження запасних

частин, металу, комплектуючих на підприємстві. Всі типи мобільних машин (Scania, Volvo, мікроавтобуси, легкові автомобілі) можуть здійснювати доставку від V13 до малого складу або безпосередньо на виробничі лінії. Вектор стану вузла V13: частота поставок, обсяг матеріалів; час доставки; стабільність логістики; тип матеріалів; надійність постачальника.

Вузол V14 - це центральний вузол зберігання, який приймає вантажі від постачальника та формує заявки на доставку до виробничих ліній. Легка вантажівка виконує основні перевезення між вузлом V14 та V15/V16. Вектор стану вузла V14 має наступні характеристики: рівень заповнення, час обробки заявок, доступність запчастин, черговість відвантаження, типи збережених ресурсів.

Вузол V15 – це виробнича лінія культиваторів. Вузол V15 отримує ресурси з вузла V13 або V12 та формує готову продукцію. Всі типи машин можуть перевозити продукцію з вузла V15 до вузлів V17 або V21. Вектор стану вузла V15 наступні характеристики: завантаженість, тип продукції, обсяг виробництва, час циклу, потреба в ресурсах, черговість замовлень.

Вузол V16 - це виробнича лінія борін, аналогічний до вузла V15, але спеціалізується на іншому типі продукції. Логістика доставки та взаємодії з транспортом і складами ідентична. Вектор стану вузла V16 має характеристики: тип борін; обсяг виробництва; потреба в деталях; час виготовлення; черговість замовлень.

Вузол V17 – це великий склад. V17 це місце зберігання готової продукції перед відвантаженням. Продукція надходить з V15 або V16, а потім транспортується до замовника – вузол V21. Вектор стану вузла V17: рівень заповнення, типи мобільних машин; час зберігання; черговість відвантаження; доступність для транспортування.

Вузол V18 – це автосервісний центр підприємства. Вузол V18 обслуговує всі мобільні машини підприємства, тобто вузли V1-V12. Тут виконуються ТО, профілактика, ремонт. Вектор стану вузла V18 має характеристики: графік обслуговування; технічний стан машин; частота ТО;

наявність запчастин; рівень навантаження.

Вузол V19 – це система стеження та збору даних. Вузол V19 – цифровим вузлом, який моніторить усі інші вузли та мобільні машини. Забезпечує онлайн-збір параметрів для ГНМ. Вектор стану вузла V19 має характеристик: статус вузлів, координати машин, час доставки, технічний стан, ризики, інтенсивність взаємодій.

Інформація про ребра графа підприємства представлена у Додатку А таблиця А1, де показано основні маршрути взаємодії між вузлами, їх параметри та значення, що використовуються для формування векторів стану. Саме ці дані є ключовими для подальшої оптимізації роботи виробничої системи підприємства та ефективного використання мобільних машин.

Параметри ребер запропонованого графа визначаються на основі логістичних та виробничих зв'язків між вузлами підприємства. Кожне ребро відображає взаємодію між виробничими лініями, складами, мобільними машинами, постачальниками та замовниками. Основними характеристиками ребер є час доставки, витрати ресурсів, надійність виконання перевезень, а також інтенсивність використання транспортних потужностей. Ці параметри формуються на основі даних централізованої системи моніторингу та відображають реальний стан логістичних процесів на підприємстві.

Визначення параметрів ребер здійснюється шляхом аналізу ретроспективних даних за останні два роки, що включають інформацію про маршрути перевезень, середній час виконання заявок, частоту відмов та простої. При цьому, ребра графа набувають динамічного характеру, оскільки їхні значення змінюються залежно від інтенсивності виробництва, сезонних коливань та рівня завантаженості парку мобільних машин на підприємстві. Це дозволяє моделі на основі ГНМ враховувати не лише статичні параметри вузлів, але й змінність зв'язків між ними.

Наявність централізованої системи збору даних на підприємстві створює інформаційне поле, у якому формуються вектори станів вузлів графа. Це означає, що кожен елемент виробничої структури: виробнича лінія, склад,

мобільні машини чи зовнішній вузол постачальника та замовника має власний набір параметрів, які автоматично збираються та оновлюються в режимі реального часу. Такий підхід забезпечує цілісність даних і дозволяє відображати реальний стан виробництва на підприємстві у вигляді графової моделі.

Саме ця система стала основою для реалізації запропонованого нами методу оптимізації ефективності мобільних машин підприємства ТОВ «АРК ГРУПП». Розроблений програмний продукт функціонує в межах алгоритму, який створює, і який забезпечує інформаційну взаємодію з вузлами підприємства через TCP/IP з'єднання. У процесі роботи програма отримує необхідні дані для алгоритму у форматі вхідного JSON, що містить параметри стану вузлів, а також формує у режимі онлайн вихідний JSON із рекомендаціями та управлінською інформацією. Формат вхідних та вихідних даних формату JSON, що використовує розроблений додаток, представлено в додатку Б та додатку В дисертаційної роботи.

У підсумку, централізована система збору даних не лише забезпечує моніторинг виробничих і логістичних процесів, але й створює умови для інтеграції інтелектуальних алгоритмів. Це дозволяє підприємству отримувати оперативні рекомендації щодо оптимізації використання парку мобільних машин, зменшення їх простоїв та підвищення коефіцієнта готовності. В кінцевому результаті підвищується загальна ефективність роботи виробничого підприємства.

Для реалізації запропонованого методу оптимізації на основі ГНМ було визначено перелік ключових параметрів ефективності, які найбільш суттєво впливають на роботу підприємства та його мобільних машин. Вибір цих параметрів ґрунтується на аналізі виробничо-логістичних процесів та потреб управління парком мобільних машин.

До основних параметрів виробничої системи виробництва належать:

1. Витрати палива – як базовий показник економічності роботи мобільні машини.

2. Час доставки – тривалість виконання перевезень продукції, матеріалів та запчастин.

3. Надійність доставки – ймовірність виконання перевезення без відмов чи затримок.

4. Прогнози та рекомендації щодо проведення технічного обслуговування (ТО) – визначення оптимальних інтервалів для профілактики та ремонту мобільних машин.

5. Повідомлення про ймовірність аварійних ситуацій – прогнозування ризиків на основі даних моніторингу.

6. Час формування запитів на закупівлю матеріалів та запчастин – своєчасність забезпечення виробничих ліній ресурсами.

7. Виконання профілактичних заходів – планування та контроль технічних робіт для зменшення простоїв мобільних машин.

Оптимізація цих параметрів у рамках графової моделі дозволяє не лише підвищити ефективність використання мобільних машин, але й забезпечити стабільність виробничого процесу в цілому. Алгоритм, реалізований у програмному продукті, формує рекомендації та управлінську інформацію в режимі он-лайн, що дає можливість керівництву підприємства приймати обґрунтовані рішення щодо експлуатації парку мобільних машин та логістики.

Вихідний вектор у контексті ГНМ відображає ключові параметри ефективності, щоб їх оптимізувати. Він формується на основі даних, що надходять із централізованої системи збору інформації, і включає як технічні, так і управлінські показники.

Основні складові вихідного вектора моделі ГНМ наступні:

1. Витрати палива (Fuel Consumption) – економічність роботи мобільних машин.

2. Час доставки (Delivery Time) – швидкість виконання логістичних операцій.

3. Надійність доставки (Delivery Reliability) – ймовірність виконання перевезення без відмов чи затримок.

4. Прогнози та рекомендації щодо ТО (Maintenance Scheduling) – оптимальні інтервали для проведення технічного обслуговування.

5. Ймовірність аварійних ситуацій (Failure Risk) – прогноз ризиків на основі інтенсивності відмов та МТТФ.

6. Час формування запитів на закупівлю матеріалів та запчастин (Procurement Timing) – своєчасність забезпечення виробничих ліній ресурсами.

7. Виконання профілактики (Preventive Actions) – планування та контроль технічних робіт для зменшення простоїв.

Вибір саме цих параметрів вектора моделі ГНМ пояснюється тим, що вони комплексно охоплюють технічні, та управлінські аспекти роботи підприємства. Витрати палива визначають економічність і собівартість продукції, час та надійність доставки впливають на задоволеність замовників і стабільність виробничого процесу, а технічне обслуговування та профілактика мобільних машин дозволяють зменшити простой і підвищити коефіцієнт готовності парку мобільних машин. Прогноз аварійних ситуацій забезпечує превентивне управління ризиками, а своєчасна закупівля матеріалів і запчастин гарантує безперервність виробництва. У сукупності ці параметри формують вихідний вектор, який дозволяє алгоритму ГНМ оптимізувати роботу підприємства на всіх рівнях від експлуатації мобільних машин до забезпечення виробничих ліній.

4.3 Архітектура графової нейронної мережі та постановка задачі оптимізації для ТОВ «АРК ГРУПП»

Для моделювання логістичних процесів, що відбуваються на підприємстві ТОВ «АРК ГРУПП» було застосовано ГНМ, яка дозволяє враховувати як стан окремих вузлів, так і їхні взаємозв'язки.

Двошарова модель ГНМ використовується для розв'язування базових задач оптимізації, де перший шар виконує графову конволюцію для агрегації інформації від сусідніх вузлів, а другий - формує вихідний вектор оптимізації.

Архітектура використовуваної двошарової ГНМ показана на рис.4.2:

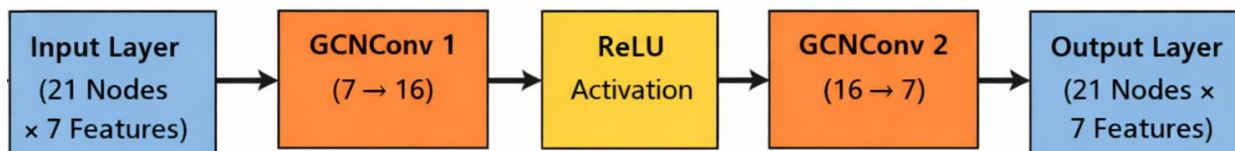


Рисунок 4.2 – Архітектура двошарової графової нейронної мережі

Архітектуру двошарової ГНМ використовується для обробки вхідного графа підприємства. Вхідний шар приймає матрицю ознак вузлів розміром 21×7 , де кожен вузол описується уніфікованим вектором стану. Перший графовий конволюційний шар (GCNConv 1) виконує агрегацію інформації з сусідніх вузлів, трансформуючи ознаки з семи-вимірного простору у шістнадцяти-вимірний. Після застосування функції активації ReLU, другий графовий шар (GCNConv 2) формує вихідний вектор оптимізації розміром 21×7 , який включає рекомендації щодо маршрутів, технічного обслуговування та інтегрального показника ефективності. Така архітектура забезпечує баланс між обчислювальною складністю та здатністю моделі двошарової ГНМ виявляти ключові закономірності у структурі графа.

Три-шарова ГНМ застосовується для більш складних сценаріїв, де додатковий прихований шар дозволяє врахувати нелінійні залежності та підвищити точність прогнозів. Архітектура використовуваної тришарової ГНМ показана на рис.4.3:

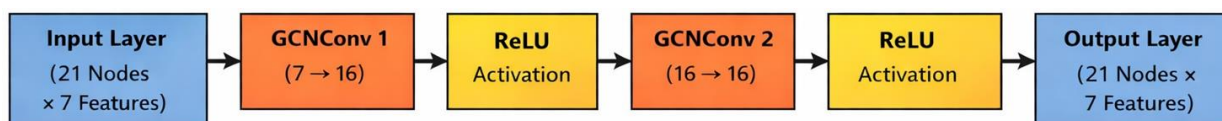


Рисунок 4.3 – Структура використовуваної тришарової графової нейронної мережі

Архітектура трьохшарової ГНМ, використовується для моделювання складних взаємозв'язків між вузлами графа виробничої системи підприємства. Вхідний шар приймає матрицю ознак вузлів розміром 21×7 , що містить уніфіковані вектори стану. Перший графовий конволюційний шар (GCNConv 1) трансформує ознаки з семи-вимірного простору у шістнадцяти-вимірний,

після чого застосовується функція активації ReLU. Другий шар (GCNConv 2) зберігає розмірність 16→16 і дозволяє моделі виявляти нелінійні залежності між вузлами та знову активується через ReLU. Третій графовий шар (Output Layer) формує вихідний вектор оптимізації розміром , який включає маршрути, план ТО та інтегральний показник ефективності. Така архітектура забезпечує підвищену глибину представлення, що дозволяє моделі краще адаптуватися до складних логістичних сценаріїв та багатофакторної оптимізації.

Вхідними даними моделі є граф підприємства, що складається з вузлів V1–V21. Вузли V1–V12 – це мобільні машини з визначними векторами стану (коефіцієнт готовності, витрати палива, пробіг, коефіцієнт завантаженості, інтенсивність відмов, МТТФ). Вузли V13–V21 – це постачальники, виробничі лінії, склади, сервісний центр, система стеження та управління, замовники. Для кожного вузла формується уніфікований вектор стану довжиною 7, що забезпечує єдиний формат даних для методу ГНМ.

Результатом роботи моделі є вихідний вектор оптимізації, який детально описано в попередньому пункті цього ж розділу. Структура вектора включає: оптимізовані маршрути мобільних машин (мінімізація витрат палива та часу); план технічного обслуговування (ТО) з рекомендаціями щодо інтервалів профілактики; інтегральний показник ефективності, що враховує економічність, надійність та готовність транспортної системи.

Функція витрат моделі визначається як багатокритеріальна оптимізація:

$$L = \alpha \cdot \text{витрати}_{\text{палива}} + \beta \cdot \text{Час}_{\text{доставки}} + \gamma \cdot \text{коефіцієнт}_{\text{готовності}} \quad (4.1)$$

де $\text{витрати}_{\text{палива}}$ – витрати палива на маршрутах, $\text{Час}_{\text{доставки}}$ – середній час доставки, $\text{коефіцієнт}_{\text{готовності}}$ – коефіцієнт готовності мобільних машин, α, β, γ – вагові коефіцієнти, що визначають пріоритети багатокритеріальної оптимізації.

Модель прагне мінімізувати витрати та час доставки, одночасно максимізуючи коефіцієнт готовності парку машин.

Застосування ГНМ у дво- та тришаровій архітектурі забезпечує гнучкий

інструментарій для моделювання виробничо-логістичних систем. Двошарова модель є ефективною для базових задач оптимізації, де важливий баланс між швидкістю обчислень та точністю результатів. Тришарова архітектура моделі, завдяки додатковому прихованому шару, дозволяє враховувати складні нелінійні залежності та підвищує здатність моделі до багатофакторної оптимізації. Вхідними даними для обох варіантів є граф із уніфікованими векторами станів вузлів, а вихідними – оптимізовані маршрути, план ТО мобільних машин та інтегральний показник їх ефективності. Функція витрат поєднує мінімізацію витрат і часу доставки з максимізацією коефіцієнта готовності, що забезпечує комплексний підхід до підвищення надійності та ефективності виробничої системи підприємства.

4.4 Реалізація методу оптимізації графової нейронної мережі на підприємстві

Розглянемо реалізацію запропонованої моделі ГНМ на підприємстві ТОВ «АРК ГРУПШ».

Крок 1: Ініціалізація параметрів моделі.

Функціонування моделі ГНМ здійснюється ініціалізація її параметрів, які застосовуються для прогнозування та оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин. У дослідженні були реалізовані дві моделі двошарова ГНМ та тришарова ГНМ, що дозволило перевірити їхню роботу та провести порівняння результатів.

Ініціалізація моделей ГНМ передбачала: після побудови графа підприємства з вузлами (машини, агрегати, підсистеми) та ребрами (технологічні й логістичні зв'язки), та було задано початкові вагові коефіцієнтів для обох моделей, що визначають стартові умови навчання. Для навчання ГНМ було задано комбіновану функцію втрат, яка враховує два ключові аспекти:

- мінімізацію ризику відмови вузлів (ймовірність виходу з ладу агрегатів

на основі ретроспективних та сенсорних даних);

- мінімізацію витрат на технічне обслуговування (вартість ремонтів, простоїв та сервісних операцій).

При цьому функція витрат має вигляд:

$$L = \alpha \cdot R_{\text{відмови}} + \beta \cdot C_{\text{обслуговування}}, \quad (4.2)$$

де $R_{\text{відмови}}$ – оцінка ризику відмови; $C_{\text{обслуговування}}$ – витрати на сервіс; α, β – вагові коефіцієнти, що задають пріоритети між надійністю та економічною ефективністю.

Налаштування гіперпараметрів передбачало, що для обох моделей ГНМ було визначено такі параметри:

- швидкість градієнтного спуску (learning rate): 0.001 – для забезпечення стабільної збіжності без різких коливань;
- кількість епох навчання: 200 для двошарової моделі та 300 для тришарової моделі, що дозволяє врахувати різну складність архітектури;
- розмір батчу: 64 приклади, що забезпечує баланс між швидкістю обчислень і якістю узагальнення;
- регуляризація (dropout): 0.2 для двошарової та 0.3 для тришарової моделі, щоб уникнути перенавчання;
- критерій зупинки: досягнення мінімальної похибки або відсутність покращення протягом 20 епох.

Таким чином, функція витрат і гіперпараметри були підібрані так, щоб забезпечити одночасно точність прогнозування та практичну цінність моделі для даного підприємства. На першому етапі навчання використовувалися дані, накопичені системою спостереження протягом двох років (ретроспективні дані), що дозволило сформувати базову множину навчальних прикладів та відповідних векторів-вчителів. Після цього система перейшла у режим адаптивного навчання, де оновлення вагових коефіцієнтів здійснюється лише на основі нових даних, що надходять у процесі експлуатації мобільних машин на підприємстві.

Реалізація була виконана у Python-додатку, який створював TSP-

з'єднання з вузлом графа, що відповідає за збір інформації. Обмін вхідними даними та рекомендаціями здійснювався через JSON-структури наведені в додатку Б і В дисертаційної роботи. Це забезпечує інтеграцію моделі у загальну систему управління підприємством.

Крок 2: Обчислення вихідних значень для поточного стану.

Для здійснення формування та обчислення вихідних значень для поточного стану підприємства кожен вузол графа (мобільні машини, постачальники, склади, виробничі лінії, сервісна служба, система відстеження, клієнти) описується уніфікованим вектором стану довжиною 7 параметрів. Якщо певний параметр відсутній для конкретного типу вузла, то він замінюється нульовим або нормалізованим значенням.

Нормалізація векторів здійснюється за допомогою спеціальної функції, реалізованої у Python (функцію нормалізації наведено в додатку Ж), яка формує єдиний формат даних для всіх типів вузлів. Це забезпечує узгодженість структури вхідних даних та можливість їх обробки графовою нейронною мережею.

Далі сформовані вектори стану передаються у дві архітектури ГНМ – двошарову та тришарову модель. Зазначимо, що обидві моделі отримували поточні дані через ТСП-з'єднання з вузлом графа, що відповідає за збір інформації та обмінюється результатами.

У результаті цього кроку система формує вихідні значення для кожного вузла графа, які відображають його поточний стан та прогнозовані ризики. Ці значення є основою для подальшого порівняння з еталонними рішеннями (векторами-вчителями) та для оновлення вагових коефіцієнтів моделі на наступних етапах.

Крок 3: Порівняння з еталонними рішеннями (вектор-вчитель).

Результати роботи ГНМ (двошарової та тришарової) порівнюються з еталонними рішеннями, які формуються у вигляді векторів-вчителів. Вектор-вчитель є цільовим набором параметрів, що відображає оптимальний стан вузла графа з точки зору мінімізації ризику відмови та витрат на ТО мобільної

техніки.

Джерелом інформації для побудови векторів-вчителів на початковому етапі була система спостереження, яка збирала дані про експлуатацію мобільних машин (пробіг, навантаження, витрати пального, частоту відмов, ремонти). Потім на основі отриманих статистичних даних визначалися оптимальні параметри для кожного типу вузла. Для ТММ статистичними показниками слугували: середній пробіг до відмови; середнє значення коефіцієнта навантаження; середній час безвідмовної роботи. Для складу використовували наступні статистичні показники: середній рівень запасів; середній час обробки запитів, а для сервісу - оптимальна частота обслуговування, середній рівень запасів запчастин. На основі значень статистичних показників формували еталонні вектори-вчителі, які відображають бажаний стан системи з точки зору мінімізації ризику відмов і витрат.

Коли система перейшла до отримання поточних даних (навчання на ретроспективних даних завершилось), то формування векторів-вчителів відбувалося на даних отриманих з сенсорів мобільних машин та системи моніторингу, що працюють у реальному часі. У цьому випадку поточні параметри (наприклад, пробіг конкретної машини, рівень пального, стан вузлів) порівнювалися з еталонними значеннями та отриманими ретроспективними даними, але нові дані використовувались для корекції існуючих векторів-вчителів, що відповідає оновленій статистиці, і оновленим векторам-вчителям. Зазначеним, що вектори-вчителі враховують реальний стан вузла і коригують модель так, щоб вона адаптувалася до нових умов експлуатації.

Сформована пара "вектор стану та вектор-вчитель" використовується для навчання/оновлення вагових коефіцієнтів моделей ГНМ. Цей крок є критичним для процесу навчання: він дозволяє визначити, наскільки поточні прогнози моделі відповідають оптимальним рішенням, і створюють основу для корекції параметрів у наступному етапі оновленні вагових коефіцієнтів за

правилом градієнтного спуску.

Крок 4: Оновлення вагових коефіцієнтів моделі за правилом градієнтного спуску.

Після порівняння вихідних значень моделі з еталонними рішеннями (векторами-вчителями) виконується корекція параметрів для двох та трьох шарової моделі ГНМ. Основною метою на цьому кроці було мінімізувати функцію витрат, яка враховує ризик відмови та витрати на ТО мобільних машин. Для кожного вузла графа обчислюється похибка між прогнозованим вектором та вектором-вчителем. На основі цієї похибки формується градієнт, що визначає напрямок зміни вагових коефіцієнтів. Вагові коефіцієнти моделі оновлюються за правилом градієнтного спуску:

$$w_{\text{нові}} = w_{\text{старі}} - \eta \cdot \nabla L, \quad (4.3)$$

де w_i вагові коефіцієнти, η – швидкість навчання (learning rate), ∇L – градієнт функції витрат. У додатку оновлення вагових коефіцієнтів моделі реалізовано через бібліотеку PyTorch, що забезпечує автоматичне обчислення градієнтів та оптимізацію параметрів. Для двошарової та тришарової моделей ГНМ використовувалися різні налаштування швидкості навчання та регуляризації, що дозволило порівняти їхню збіжність. Результати оновлення вагових коефіцієнтів моделі передавалися у систему управління через JSON-структури, які містили інформацію про нові параметри та рівень похибки після кожної ітерації.

Таким чином, цей крок забезпечує поступове наближення моделі до оптимальних рішень, дозволяючи враховувати як ретроспективні дані, так і нові експлуатаційні показники.

Крок 5: Повторення циклу до досягнення мінімальної похибки.

Алгоритм при цьому переходить у режим циклічного навчання, де всі попередні кроки (обчислення вихідних значень, порівняння з еталонними рішеннями, оновлення вагових коефіцієнтів) повторюються до тих пір, поки похибка функціонування моделі не стане прийнятною.

Після кожного оновлення вагових коефіцієнтів виконується повторне

обчислення вихідних значень для поточного стану вузлів графа. Результати знову порівнюються з векторами-вчителями, і визначається нова похибка. Якщо похибка перевищує допустимий поріг, цикл продовжується; якщо ж вона зменшується до прийняттого рівня, то процес навчання завершується.

Для уникнення перенавчання застосовується критерій зупинки: відсутність покращення похибки протягом певної кількості епох (наприклад, 20). У створеному Python-додатку цей процес реалізований через бібліотеку PyTorch, яка автоматично виконує повторні ітерації градієнтного спуску. Для двошарової та тришарової моделей ГНМ порівнювали швидкість збіжності та якість результатів: двошарова модель демонструвала швидшу стабілізацію, тоді як тришарова – забезпечувала більш точне наближення до оптимуму. Кожна ітерація навчання супроводжувалася передачею результатів у систему управління через JSON-структури, що містили інформацію про рівень похибки, нові вагові коефіцієнти та рекомендації щодо експлуатації мобільних машин.

Таким чином, повторення циклу до досягнення мінімальної похибки забезпечує поступове вдосконалення моделі, її адаптацію до нових даних та формування стабільних прогнозів для оптимізації ефективності роботи підприємства при надійній та ефективній експлуатації мобільних машин.

4.5 Результати оптимізації підприємства ТОВ «АРК ГРУПП» при інтеграції моделі графової нейронної мережі

Після реалізації алгоритму ГНМ (двошарової та тришарової моделей) було проведено порівняльний аналіз ефективності їх застосування для оптимізації експлуатації мобільних машин на підприємстві ТОВ «АРК ГРУПП». Для цього використано накопичені дані системи спостереження та поточні показники роботи парку мобільних машин на підприємстві. Основна увага приділялася трьом ключовим критеріям: скороченню простоїв, економії палива та підвищенню коефіцієнта готовності машин.

У таблицях 4.4-4.6 наведено отримані результати показників експлуатації мобільних машин на підприємстві до та після оптимізації, з врахуванням дво- та тришарової моделей. Отримані дані дозволяють наочно оцінити вплив застосування методу ГНМ на техніко-економічні показники підприємства

Таблиця 4.4

Показники експлуатації мобільних машин до оптимізації

Показник	Значення	Коментар
Середній час простою (год/міс)	121	Часті відмови та нерівномірне навантаження
Витрати палива (л/100 км)	28	Неоптимальні маршрути, перевантаження
Коефіцієнт готовності парку мобільних машин	0.72	Лише 72% машин у середньому доступні для роботи
Частота відмов (на 1000 км)	0.15	Високий рівень технічних проблем
Витрати на ТО (тис. грн/міс)	250	Нерегулярне планування обслуговування

Таблиця 4.5

Показники експлуатації мобільних машин після оптимізації (двошарова модель ГНМ)

Показник	Значення	Зміна (%)
Середній час простою (год/міс)	95	↓ 21%
Витрати палива (л/100 км)	25	↓ 11%
Коефіцієнт готовності автопарку	0.81	↑ 12%
Частота відмов (на 1000 км)	0.11	↓ 27%
Витрати на ТО (тис. грн/міс)	220	↓ 12%

Таблиця 4.6

Показники експлуатації мобільних машин після оптимізації (тришарова модель ГНМ)

Показник	Значення	Зміна (%)
Середній час простою (год/міс)	85	↓ 29%

Витрати палива (л/100 км)	24	↓ 14%
Коефіцієнт готовності автопарку	0.86	↑ 19%
Частота відмов (на 1000 км)	0.09	↓ 40%
Витрати на ТО (тис. грн/міс)	210	↓ 16%

Можна бачити, що двошарова модель показала швидшу збіжність і помітне зниження простоїв та витрат, а тришарова модель забезпечила більш глибоку оптимізацію: значніше скорочення простоїв, кращу економію палива та зниження частоти відмов. Обидві моделі підтвердили ефективність застосування ГНМ, але тришарова виявилася більш результативною для довгострокового прогнозування та оптимізації.

Другим етапом аналізу результатів оптимізації стало представлення маршрутів мобільних машин підприємства у вигляді графа. Така візуалізація дозволяє наочно оцінити зміни у структурі перевезень після застосування алгоритмів методу ГНМ.

Результати дослідження свідчать, що до оптимізації: граф підприємства мав певну кількість надлишкових ребер, що відображали дублювання маршрутів між складами, сервісними вузлами та клієнтами. Частина машин виконувала перевезення з низьким коефіцієнтом завантаження, що призводило до перевитрат палива та збільшення простоїв. Вузли склад та сервіс у моменти великих замовлень були перевантажені, що створювало черги та затримки у виконанні операцій.

Після оптимізації, з використанням двошарової та тришарової моделі ГНМ, граф набув більш раціональної структури: маршрути скоротилися, зменшилася кількість дублювань; навантаження між вузлами розподілилося більш рівно, що знизило ризик перевантаження складів та сервісних центрів. Для ТММ були сформовані оптимальні маршрути з урахуванням коефіцієнта завантаження, що забезпечило економію палива та скорочення часу доставки матеріалів, деталей, комплектуючих, готових виробів.

Тришарова модель показала більш глибоку оптимізацію: маршрути стали

коротшими, а зв'язки між вузлами більш збалансованими, що підтвердило її перевагу над двошаровою у складних сценаріях функціонування підприємства.

Візуалізація у вигляді графа дозволила менеджерам підприємства швидко оцінювати ефективність виробничої системи підприємства, виявити вузли з підвищеним ризиком перевантаження та приймати рішення щодо перерозподілу ресурсів. Це робить систему управління більш прозорою та адаптивною до змін у виробничих процесах і на виробничих лініях методу графової нейронної мережі

Для ефективного використання розробленого алгоритму моделі ГНМ у системі управління парком мобільних машин підприємства доцільно дотримуватися таких рекомендацій:

1. Алгоритм слід реалізувати як окремий модуль у Python-додатку, який підтримує TCP-з'єднання з вузлами графа (мобільні машини, склади, сервісні центри та ін.). Це забезпечить безперервний обмін даними між системою моніторингу та оптимізаційним ядром.

2. Для передачі інформації між модулями варто використовувати JSON-структури, які містять: поточний вектор стану вузла; відповідний вектор-вчитель; результати оптимізації (рекомендовані маршрути, прогноз відмов, інтервали технічного обслуговування).

3. Система має працювати у двох режимах: базове навчання на ретроспективних даних (накопичених за попередні роки); донавчання на нових даних у реальному часі, що надходять від системи сенсорів та системи спостереження.

4. Для диспетчерів і керівників підприємства варто передбачити графічний інтерфейс, який відображає оптимізовані маршрути використання мобільних машин у вигляді графа, рівень завантаження та прогнозовані ризики відмов. Це підвищує прозорість управління та полегшує прийняття рішень щодо надійного та ефективного використання мобільних машин на даному підприємстві.

5. Алгоритм має автоматично генерувати рекомендації щодо: розподілу маршрутів між мобільними машинами; планування їх технічного обслуговування; оптимізації використання при цьому складів і сервісних вузлів.

6. Архітектура виробничої системи на промисловому підприємстві повинна дозволити розширення на інші виробничі системи (транспортно-логістичних, аграрних, сервісних підприємств з великим парком мобільних машин). Для цього варто передбачити можливість підключення нових типів вузлів та параметрів у векторі стану підрозділів підприємства.

Результати дослідження свідчать, що інтеграція алгоритму ГНМ у систему управління підприємством забезпечує не лише оптимізацію поточних маршрутів мобільних машин і зниження витрат, але й створює основу для довгострокового розвитку та масштабування цифрової інфраструктури, а також перспективи масштабування на інші виробничі підрозділи та системи підприємства.

Висновки до розділу 4

1. Сформовано вихідні умови та графову модель підприємства ТОВ «АРК ГРУПП». Визначено ключові вузли (машини, склади, постачальники, сервісні центри, клієнти) та їхні параметри, що дозволило побудувати єдину цифрову структуру елементів, підрозділів, виробничої систем та підприємства в цілому для подальшої оптимізації.

2. Розроблено та протестовано дві моделі архітектури ГНМ двошарову та тришарову. Це дало можливість порівняти швидкість збіжності та точність прогнозування, а також оцінити переваги більш складної моделі у довгострокових сценаріях функціонування виробничого підприємства.

3. Алгоритм моделі графової нейронної мережі реалізовано у Python-додатку з TCP-з'єднанням та JSON-структурами. Такий підхід забезпечив інтеграцію з системою спостереження, автоматичного збору даних та передачі

результатів оптимізації у стандартизованому форматі.

4. На ретроспективних даних, накопичених протягом двох років, сформувано базові вектори-вчителі. Далі систему переведено у режим адаптивного навчання на нових даних у реальному часі.

5. В результаті використання методу ГНМ визначено скорочення простої мобільних машин, економію палива та підвищення коефіцієнта готовності парку мобільних машин. Виявлено більш глибоку оптимізацію при використанні тришарової моделі та більш швидку збіжність – при використанні двошарової моделі

6. При дослідженні процесів транспортування продукції на підприємстві виявлено зменшення кількості дублювань маршрутів. Вирівнялося навантаження на склади та сервісні вузли, що підтверджує практичну цінність побудованого алгоритму на основі графої нейронної мережі.

7. Запропоновано використання JSON-структур для обміну даними, адаптивне навчання на нових показниках та створення інтерфейсу із графічною візуалізацією маршрутів і прогнозів для реалізації управління підприємством.

8. Показано , що розроблений алгоритм моделі графової нейронної мережі може бути застосований не лише для елементів, підрозділів підприємства ТОВ «АРК ГРУПП» в цілому, але й для інших виробничих комплексів, логістичних компаній та аграрних підприємств, що підтверджує універсальність розробленого підходу.

ВИСНОВКИ

1. Аналіз сучасних мобільних машин, надійності та ефективності їх експлуатації на виробничих підприємствах показав, що інтелектуалізація є глобальним трендом, яка визначає сучасний рівень розвитку виробничих систем та інфраструктури. Багатофункціональність парку мобільних машин на підприємстві зумовлює необхідність їх систематизації, що дозволяє розв'язати завдання оптимізації його використання з впровадженням інтелектуальних технологій.

2. Наведена класифікація мобільних машин за секторами їх використання, з'ясовано їх технічний і функціональний стан та перспективи інтелектуалізації процесів експлуатації на підприємстві. Дано порівняння ефективності експлуатації мобільних машин в Україні та провідних країн світу. Визначено тенденції розвитку ефективності експлуатації мобільних машин, необхідність системного підходу до впровадження інтелектуальних систем і технологій.

3. Запропоновано універсальний метод застосування графої нейронної мережі для оптимізації показників надійності і ефективності використання мобільних машин на виробничому підприємстві. Сформульовані загальні принципи та механізм роботи графової нейронної мережі, розроблено алгоритм оптимізації.

4. Формування графа підприємства вирішено на основі сукупності вузлів таких як мобільні машини, виробничі лінії, парк машин, склади, адміністрація, зовнішні регулятори та ін. У графі виділені також ребра, які відображають функціональні зв'язки між вузлами. Опис вузлів здійснюється векторами їх станів, які поєднують ключові параметри експлуатації. Для порівняльного аналізу результатів оптимізації використовується двошарова і тришарова моделі графової нейронної мережі.

5. Визначено інтегральні характеристики мобільних машин та інших елементів виробничої системи підприємств: ризик відмов, показник ймовірності технічної несправності або зниження працездатності; ефективність (продуктивність) та енергоекономічність роботи; залишковий ресурс, прогнозування часу до необхідності обслуговування чи заміни деталі, вузла, агрегату машини. Для досягнення адекватних прогнозів та практичної придатності графової нейронної мережі у виробничому середовищі

застосовується супервізоване динамічне навчання з гнучкістю адаптації до реальних умов експлуатації, розроблено алгоритм його реалізації.

6. Створено теоретичні основи методу графової нейронної мережі. Дано формальні визначення графу підприємства, його математичний опис для дво- і тришарової архітектури нейронної мережі. Запропоновано у супервізованому навчанні графу використовувати вектор-вчитель і функцію витрат. Розроблено алгоритм динамічного оновлення вагових коефіцієнтів та визначено його збіжність. Після побудови графа та нормалізації його ознак визначено етапи тренування моделей на виробничих даних.

7. Реалізацією методу графової нейронної мережі для оптимізації ефективності експлуатації мобільних машин у виробничій системі здійснена на ТОВ "АРК ГРУПП". Отримані результати підтвердили ефективність методу графової нейронної мережі: скоротилися простоя мобільних машин на 21...29%; виявлено економію палива на 11...14%; підвищився коефіцієнт готовності парку мобільних машин з 0.72 до 0.86; знизилась частота відмов на 27...40%; зменшилися витрати на технічне обслуговування мобільних машин на 12...16%. Візуалізація оптимізованих маршрутів у вигляді графа показала зменшення кількості дублювань маршрутів мобільних машин, більш рівномірний розподіл навантаження між вузлами та скорочення часу доставки продукції на підприємстві і поза його межами.

8. Розроблені практичні рекомендації щодо інтеграції алгоритму методу графової нейронної мережі, що стосуються використання JSON-структур для обміну даними, створення інтерфейсу для диспетчерів із графічною візуалізацією маршрутів та прогнозів, а також впровадження адаптивного навчання на нових даних реального часу.

Результати досліджень підтвердили перспективність застосування графової нейронної мережі у виробничих системах підприємства, оскільки вона забезпечує підвищення ефективності, зниження витрат та створює основу для цифрової трансформації управління мобільними машинами. Доведено універсальність запропонованого методу, оскільки він може бути масштабований на інші виробничі системи – логістичні компанії, аграрні підприємства, заводи з великим парком мобільних машин.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Головна сторінка Держстат [Електронний ресурс] / Державна служба статистики України. Режим доступу: <https://stat.gov.ua>.
2. Енергетична ефективність та функціональна стабільність машин в експлуатації [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://repo.btu.kharkiv.ua/handle/123456789/67949>.
3. Описи показників [Електронний ресурс]. Державна служба статистики України. Режим доступу: <https://stat.gov.ua/uk/datasets>.
4. Симоненко Р.В. Підвищення ефективності експлуатації колісних транспортних засобів на основі інтелектуальних телематичних технологій : дис. канд. техн. наук. Київ, 2022.
5. Аулін В.В., Гриньків А.В., Головатий А.О. [та ін.] Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем : монографія / під заг. ред. В.В. Ауліна. Кропивницький : Лисенко В.Ф., 2020. 428 с.
6. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., Головатий А.О., Голуб Д.В. Теоретичні і методологічні основи логістики транспортних і виробничих систем : монографія / під заг. ред. д.т.н., проф. Ауліна В.В. Кропивницький : Видавець Лисенко В.Ф., 2021. 503 с.
7. Аулін В.В., Ляшук О.Л., Гриньків А.В. [та ін.] Формування логістичної інформаційної системи ефективного управління транспортними і виробничими підприємствами. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки* : зб. наук. пр. Кропивницький : ЦНТУ, 2024. Вип. 9(40). Ч. 2. С. 204-218.
8. Аулін В.В. Тектологічний підхід формування логістичних систем на транспортних і виробничих підприємствах. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2022. Вип. 5(36). Ч. II. С. 313-324.
9. Аулін В.В., Гриньків А.В., Головатий А.О. Дослідження ефективності управління системою технічного сервісу транспортних машин. *Автомобільний транспорт та інфраструктура* : збірник тез доповідей III

Міжнародної науково-практичної конференції. Кропивницький: Центральноукраїнський національний технічний університет, 2023. С.15-18.

10. Аулін В.В., Гриньків А.В., Лисенко С.В., Голуб Д.В., Мартиненко О.Д. Теоретико-фізичний підхід до діагностичної інформації про технічний стан агрегатів мобільної сільськогосподарської техніки. *Вісник Харківського нац. техн.університету сільск. господарства. Вип. 158. Ресурсозберігаючі технології, матеріали та обладнання у ремонтному виробництві*. Харків. 2015. С.252-262. <http://dspace.kntu.kr.ua/jspui/handle/123456789/5172>.

11. Аулін В.В., Гриньків А.В. Проблеми підвищення експлуатаційної надійності та можливості удосконалення стратегій технічного обслуговування мобільної сільськогосподарської техніки. *Збірник наукових праць Кіровоградського національного технічного університету. Техніка в сільськогосподарському виробництві, галузеве машинобудування, автоматизація*. Вип. 28. Кіровоград: КНТУ, 2015. С 126-131. <http://dspace.kntu.kr.ua/jspui/handle/123456789/1169>.

12. Аулін В.В., Гриньків А.В., Черновол М.І. Узгодження зміни технічного стану з раціональним вибором об'єкту діагностування. *Вісник інж. Академії України*. 2015. №2. С. 182-188. <http://dspace.kntu.kr.ua/jspui/handle/123456789/9360>.

13. Аулін В.В., Гриньків А.В., Замота Т.М. Забезпечення та підвищення експлуатаційної надійності транспортних засобів на основі використання методів теорії чутливості. *Вісник інж. академії України*. 2015. №3. С. 66-72. <http://dspace.kntu.kr.ua/jspui/handle/123456789/9361>.

14. Гриньків А.В. Використання методів прогнозування в керуванні технічним станом агрегатів та систем транспортних засобів. *Збірник наукових праць КНТУ. Техніка в сільськогосподарському виробництві, галузеве машинобудування, автоматизація*. 2016. №29. С. 25-32. <http://dspace.kntu.kr.ua/jspui/handle/123456789/3397>.

15. Аулін В.В., Гриньків А.В. Проблеми і задачі ефективності системи технічної експлуатації мобільної сільськогосподарської та автотранспортної

техніки. *Вісник Житомирського державного технологічного університету. Серія технічні науки.* 2016. №2 (77). С.36-41.
<http://dspace.kntu.kr.ua/jspui/handle/123456789/5173>.

16. Аулін В.В. Проблеми підвищення експлуатаційної надійності та можливості удосконалення стратегії технічного обслуговування мобільної сільськогосподарської техніки / В.В. Аулін, А.В. Гриньків. *Збірник наукових праць Кіровоградського національного технічного університету: Техніка в сільськогосподарському виробництві, галузеве машинобудування.* 2015. № 28. С126-131.

17. Аулін В.В., Жулай О.Ю. Інформаційне забезпечення зміни технічного стану дизелів засобів транспорту. *Вісник інженерної академії наук України.* №1, 2011. С166-172.

18. Біліченко В.В., Крещенецький В.Л., Кукурудзяк Ю.Ю., Цимбал С. В. Основи технічної діагностики колісних транспортних засобів: навчальний посібник. Вінниця: ВНТУ, 2012. 118 с.

19. Особливості формування та аналізу інформаційних структур системи моніторингу параметрів технічного стану транспортних засобів у взаємодії з тахографом. Системи і засоби транспорту. Проблеми експлуатації і діагностики. І. Худяков, В. Манжелей, Р. Симоненко, В. Черненко. Херсон: ХДМА, 2019. (монографія). С. 250-259.

20. GUO, J., LI, X., LI, Z., HU, L., YANG, G., ZHAO, CH., FAIRBAIRN, D., WATSON, D., GE. M. Multi-GNSS precise point positioning for precise agriculture. *Precision Agriculture.* 2018, 19(5), p. 895-911. ISSN 1385-2256, eISSN 1573-1618. Available from: <https://doi.org/10.1007/s11119-018-9563-8>.

21. LI, T., ZHANG, H., GAO, Z., CHEN, Q., NIU, X. High-accuracy positioning in urban environments using single-frequency multiGNSS RTK/MEMS-IMU integration. *Remote sensing [online].* 2018, 10(2), p. 205-225. ISSN 2072-4292. Available from: <https://doi.org/10.3390/rs10020205>.

22. Grisetti, G., Kummerle, R., Stachniss, C., Burgard, W. A tutorial on graph-based SLAM. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine.* 2010. Vol. 2(4).

P. 31-43. ISSN 1939-1390. DOI:10.1109/MITS.2010.939925.

23. Neri, A., Filip, A., Rispoli, F., Vegni, A.M. An analytical evaluation for hazardous failure rate in a satellite-based train positioning system with reference to the ERTMS train control systems. *Proceedings of the 25th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation*. 2012. P. 204-235.

24. Neri, A., Filip, A., Rispoli, F., Vegni, A.M. An analytical evaluation for hazardous failure rate in a satellite-based train positioning system with reference to the ERTMS train control systems. *Proceedings of the 25th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation*. 2012. P. 204-235.

25. Chen, L.-W., Chou, P.-C. BIG-CCA: Beacon-less, infrastructure-less, and GPS-less cooperative collision avoidance based on vehicular sensor networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2016. Vol. 46(11). P. 1518-1528. DOI:10.1109/TSMC.2015.2504040.

26. Bacik, J., Durovsky, F., Biros, M., Kyslan, K., Perdukova, D., Padmanaban, S. Pathfinder – development of automated guided vehicle for hospital logistics. *IEEE Access*. 2017. Vol. 5. P. 26892–26900. DOI:10.1109/ACCESS.2017.2767899.

27. Niazi, A.U., Chin, K.J., Jin, R., Chan, V.W. Real-time ultrasound-guided spinal anesthesia using the SonixGPS ultrasound guidance system: a feasibility study. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*. 2014. Vol. 58(7). P. 875-881. ISSN 0001-5172. DOI:10.1111/aas.12353.

28. Blokdyk, G. Autonomous logistics. 3rd ed. South Carolina, US: CreateSpace Independent Publishing Platform, 2018. P. 86-110. ISBN 978-1985683686.

29. Chen, L.-W., Chou, P.-C. BIG-CCA: Beacon-less, infrastructure-less, and GPS-less cooperative collision avoidance based on vehicular sensor networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2016. Vol. 46(11). P. 1518-1528. ISSN 2168-2216. DOI:10.1109/TSMC.2015.2504040.

30. Grisetti, G., Kummerle, R., Stachniss, C., Burgard, W. A tutorial on graph-based SLAM. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*. 2010. Vol. 2(4). P. 31-43. DOI:10.1109/MITS.2010.939925.

31. Contigiani, M., Pietrini, R., Mancini, A., Zingaretti, P. Implementation of a tracking system based on UWB technology in a retail environment. *Proceedings of the 12th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*. 2016. P. 15-61. doi:10.1109/MESA.2016.7587123.
32. Kim, J., Chung, W. Robust localization of mobile robots considering reliability of LiDAR measurements. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2018. P. 1-19. doi:10.1109/ICRA.2018.8460648.
33. Xidias, E., Zacharia, P., Nearchou, A. Path planning and scheduling for a fleet of autonomous vehicles. *Robotica*. 2016. Vol. 34(10). P. 2257-2273. ISSN 0263-5747. DOI:10.1017/S0263574714002872.
34. Основи функціонування систем теплової підготовки транспортних засобів. І.В. Грицук, В.П. Волков, Р.В. Симоненко, Т.В. Волкова. Херсон: Олдіплюс, 2020. 314 с.
35. SEO, S.-H., et al. A security framework for a drone delivery service. *DroNet 16: proceedings*. New York, NY, USA: ACM, 2016. P. 29-34. doi:10.1145/2935620.2935629.
36. Mateichyk V., Symonenko R., Volkov V., Gritsuk I., Bulgakov M. Information support peculiarities of the system “Vehicle – infrastructure”. *Systemy i środki transportu samochodowego. Wybrane zagadnienia. Efektywnosc i bezpieczenstwo*. Politechnika Rzeszowska. Rzeszow, 2020. №20. С. 85-92.
37. Пархоменко П. І. Технічне обслуговування і ремонт порохових спортивних засобів автомобільного транспорту. Енергія, 1976. 464 с.
38. Грицук І., Матейчик В., Симоненко Р., Худяков І. Особливості дистанційної ідентифікації режимів роботи водія в інформаційній системі моніторингу транспортного засобу. *Systemy i środki transportu samochodowego. Wybrane zagadnienia. Efektywnosc i bezpieczenstwo*. – Politechnika Rzeszowska. Rzeszow, 2019. №19. С. 7-15.
39. PEREZ-DIAZ-DE-CERIO, D., HERNANDEZ-SOLANA, A.,

VALDOVINOS, A., VALENZUELA, J. L. A low-cost tracking system for running race applications based on Bluetooth low energy technology. *Sensors [online]*. 2018, 18(3), p. 922-937. ISSN1424-8220. Available from: <https://doi.org/10.3390/s18030922>.

40. NIAZI, A. U., CHIN, K. J., JIN, R., CHAN, V. W. Real-time ultrasound-guided spinal anesthesia using the SonixGPS ultrasound guidance system: a feasibility study. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica [online]*. 2014, 58(7), p. 875-881. ISSN 0001-5172, eISSN1399-6576. Available from: <https://doi.org/10.1111/aas.12353>.

41. Gritsuk I., Mateichyk V., Smieszek M., Volkov V., Gutarevych Y., Aleksandrov V., Symonenko R., Verbovskiy V. Improving the vehicular engine pre-start and after-start heating by using the combined heating system. *HVAC System*. 2018. doi:10.5772/intechopen.79467.

42. AULIN, V., et al. Studying truck transmission oils using the method of thermal-oxidative stability during vehicle operation. *Eastern European Journal of Enterprise Technologies*. 2019, 1(6)(97), P. 6-12. doi:10.15587/1729-4061.2019.156150.

43. Shymanskyi S., Novorun A., Symonenko R. Спосіб зменшення викидів оксидів азоту з відпрацьованими газами при роботі двигуна на суміші стисненого природного газу та біогазу. *Systemy i środki transportu samochodowego. Wybrane zagadnienia. Badania i technologia silników spalinowych*. Politechnika Rzeszowska. Rzeszow, 2018. №13. С. 89-94.

44. Кузьменко А.Г., Любін А.Г., Кузьменко В.А. Система розрахунково-експериментальних методів оцінки зносу і надійності опор ковзання. *Надійність машин та прогнозування їх ресурсу: збірник*. Івано-Франківськ: ІФДТУНГ, 2000. С. 460-477.

45. NERI, A., FILIP, A., RISPOLI, F., VEGNI, A. M. An analytical evaluation for hazardous failure rate in a satellite-based train positioning system with reference to the ERTMS train control systems. *25th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute-of-Navigation : proceedings*. 2012, p. 204-235.

46. CHEN, L.-W., CHOU, P.-C. BIG-CCA: Beacon-less, infrastructure-less, and GPS-less cooperative collision avoidance based on vehicular sensor networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics: Systems [online]*. 2016, 46(11), p. 1518-1528. ISSN 2168-2216, eISSN 2168-2232. Available from: <https://doi.org/10.1109/TSMC.2015.2504040>.

47. Gritsuk I., Pohorletskyi D., Mateichyk V., Symonenko R., Tsiuman M., Volodarets M., Bulgakov N., Volkov V., Vychuzhanin V., Grytsuk Y., Ahieiev M., Sadovnyk I. Improving the processes of thermal preparation of an automobile engine with petrol and gas supply systems. *SAE Technical Paper*. 2020-01-2031. 2020. doi:10.4271/2020-01-2031.

48. ZHONG, W.Z., FU, X.Q., WANG, Y.P. Petri Net modeling: Container terminal production operation processing system analysis. *Applied Mechanics and Materials*. 2013, 409–410, P. 1320-1324. doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.409-410.1320.

49. Golovan A., Sherstyuk O., Honcharuk I., Gritsuk I., Ahieiev M., Pohorletskyi D., Khudiakov I., Popeliuk V., Symonenko R., Saravas V., Volodarets M. Features of mathematical modeling in the problems of determining the power of a turbocharged engine according to the characteristics of the turbocharger. *SAE International Journal of Engines*. 2020. Vol. 13, №1. P. 5-16. doi:10.4271/03-13-01-0001.

50. Пархоменко П. І. Технічне обслуговування і ремонт порохових спортивних засобів автомобільного транспорту. К. : Мінтранс України, 1998. 216 с.

51. BACIK, J., DUROVSKY, F., BIROS, M., KYSLAN, K., PERDUKOVA, D., PADMANABAN, S. Pathfinder-development of automated guided vehicle for hospital logistics. *IEEE Access [online]*. 2017, 5, p. 26892-26900. ISSN 2169-3536. Available from: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2767899>.

52. BLOKDYK, G.: Autonomous logistics. 3. ed., CreateSpace Independent Publishing Platform: South Carolina, US, 2018, p. 86-110. ISBN 978-1985683686.

53. GRISETTI, G., KUMMERLE, R., STACHNISS, C., BURGARD, W. A

tutorial on graph-based SLAM. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine [online]*. 2010, 2(4), p. 31-43. ISSN 1939-1390. Available from: <https://doi.org/10.1109/MITS.2010.939925>.

54. Gritsuk I., Zenkin E., Bulgakov N., Golovan A., Kuric I., Mateichyk V., Saga M., Vychuzhanin V., Symonenko R., Rabinovich E., Pavlenko V., Pohorletskyi D. The complex application of monitoring and express diagnosing for searching failures on common rail system units. *SAE Technical Paper*. 2018-01-1773. 2018. doi:10.4271/2018-01-1773.

55. RYZHENKOVA, N. Containers market overview in Ukrainian ports in the first half of 2017. *Ports of Ukraine [online]*. Viewed 2017-09-25. Available from: <https://ports.com.ua/articles/obzor-rynka-konteynerov-v-portakh-ukrainy-v-i-polugodii-2017>.

56. Gritsuk I., Volkov V., Mateichyk V., Grytsuk Y., Nikitchenko Y., Klets D., Smieszek M., Volkov Y., Symonenko R., Grytsuk A. Information model of V2I system of the vehicle technical condition remote monitoring and control in operation conditions. *SAE Technical Paper*. 2018-01-0024. 2018. doi:10.4271/2018-01-0024.

57. Кузьменко А.Г., Бабак О.П., Пасічник О.А. Дослідження динаміки руху мастильної краплі по плоскій поверхні. Проблеми трибології. 2007. №2. С. 91–94.

58. KIM, J., CHUNG, W. Robust localization of mobile robots considering reliability of LiDAR Measurements. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) : proceedings [online]*. 2018. eISSN 2577-087X, p. 1-19. Available from: <https://doi.org/10.1109/ICRA.2018.8460648>.

59. ASVADI, A., GARROTE, L., PREMEBIDA, C., PEIXOTO, P., NUNES, U. J. Multimodal vehicle detection: fusing 3D-LIDAR and color camera data. *Pattern Recognition Letters [online]*. 2018, 115, p. 20-29. ISSN 0167-8655. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2017.09.038>.

60. Симоненко Р.В., Крук С.В. До обґрунтування вибору телематичних засобів для підвищення ефективності експлуатації транспортних засобів. *Матеріали LXXVII наукової конференції професорсько-викладацького складу,*

аспірантів, студентів та співробітників. Київ: НТУ, 2021. С. 79.

61. CARLO, H., VIS, I., JANROODBERGEN, K. Storage yard operations in container terminals: Literature overview, trends, and research directions. *European Journal of Operational Research*. 2014, 235(2), P. 412-430. doi:10.1016/j.ejor.2013.10.054.

62. Матейчик В.П., Цюман М.П., Симоненко Р.В., Калюжний В.В. Системний підхід до оцінювання експлуатаційної ефективності транспортних засобів. *Матеріали 15-го Міжнародного симпозиуму українських інженерів-механіків*. Львів, 2021. С. 2.

63. Кузьменко А.Г., Бабак О.П., Пасічник О.А., Даньков А.Б. Експериментальні дослідження руху мастильного матеріалу із застосуванням комп'ютерних технологій візуалізації та реєстрації. *Проблеми трибології*. 2007. №1. С. 135–139.

64. Симоненко Р.В., Матейчик В.П., Грицук І.В. Особливості формування телематичного забезпечення системи «Колісні транспортні засоби – інфраструктура». *Marine Power Plants and Operation 2021*: матеріали науково-практичної конференції. Одеса, 2021. С. 455-461.

65. LIU, H.B., et al. A study on operational model of container multi-modal transport virtual enterprise based on multi-agent technology. *Advanced Materials Research*. 2015, 1065–1069, P. 3310–3313. doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.1065-1069.3310

66. Симоненко Р.В., Колінченко Ю.П., Шиманський С.І. Розвиток інтелектуальних транспортних систем України. *Безпека та екологія на дорожньому транспорті*: матеріали науково-практичної конференції. Київ: ДП «Державтотранс НДІпроект», 2020. С. 10-11.

67. Flah, Aymen, and Chokri Mahmoudi. "Design and analysis of a novel powermanagement approach, applied on a connected vehicle as V2V, V2B/I, and V2N." *International Journal of Energy Research* 43.13 (2019): 6869-6889.

68. NOJIRI, W., KANEKO, J., FUJIWARA, T. Long-distance Transportation of automotive parts by third-party logistics providers. *Geographical Review of*

Japan. 2012, 85(1), P. 1-21. doi:10.4157/grj.85.1.

69. GAJEWSKA, T., ZIMON, D. Study of the logistics factors that influence the development of e-commerce services. *Archives of Transport*. 2018, 45(1), P. 25–34. doi:10.5604/01.3001.0012.0939.

70. ДСТУ 2823:1994. Зношування в машинах. Терміни і визначення. К. : Держстандарт України, 1994. 46 с. (Національні стандарти України).

71. Особливості структури і взаємоз'язку функціональних можливостей бортового інформаційного комплексу для забезпечення інформаційного обміну між елементами ITS транспортного засобу. Волков В.П., Грицук І.В., Симоненко Р.В., Грицук Ю.В., Волков Ю.В. *Вісник НТУ*. 2017. Вип. 3(39). С.21-31.

72. Інформаційні технології в технічній експлуатації автомобілів / Підзагальною редакцією Волкова В.П. / В.П. Волков, В.П. Матейчик, М. Смешек, П.Б.Комов, І.В. Грицук, Т.В. Волкова, Є.О.Комов Харків: ХНАДУ, 2014. 324 с.

73. Mateichyk V., Saga M., Smieszek M., Tsiuman M., Goridko N., Gritsuk I., Symonenko R. Information and analytical system to monitor operating processes and environmental performance of vehicle propulsion systems. *Materials Science and Engineering: 24th Slovak-Polish International Scientific Conference on Machine Modelling and Simulations*. Liptovský Ján, 2020.

74. PAVLENKO, O., VELYKODNYI, D. The choice of rational technology of delivery of grain cargoes in the containers in the international traffic. *International Journal for Traffic and Transport Engineering*. 2017, 7(2), P. 164-176. doi:10.7708/ijtte.2017.7(2).02.

75. SKOROBOGATOVA, O., KUZMINA-MERLINO, I. Transport infrastructure development performance. *Procedia Engineering*. 2017, 178, P. 319-329. doi:10.1016/j.proeng.2017.01.056.

76. XU, C.X., JIANG, M.M., WANG, Z.Y. Contrast research on containers collecting and distributing system of Guangzhou port and Dalian port. *Applied*

Mechanics and Materials. 2012, 209-211, P. 667–670.
doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.209-211.667.

77. LORD, J.D. Retail saturation: Inevitable or irrelevant? *Urban Geography*. 2000, 21(4), P. 342-360. doi:10.2747/0272-3638.21.4.342.

78. WANG, T., CULLINANE, K. The efficiency of European container terminals and implications for supply chain management. In: *Haralambides H.E. (eds) Port Management*. London: Palgrave Macmillan, 2015. P. 253-272. doi:10.1057/9781137475770_12.

79. Кузьменко А.Г., Белькова І.В. Методика випробувань на знос тканин при нерівномірному зношуванні. *Вісник Технологічного університету Поділля. Технічні науки*. 2000. №5, ч.1. С. 120-122.

80. Методи системного аналізу властивостей автомобільної техніки [Текст] :навч. посіб для студентів ВНЗ / М. Ф. Дмитриченко [та ін.] ; Нац. трансп. ун-т. Київ: НТУ, 2014. 163 с.

81. Gritsuk I., Kagramanian A., Khudiakov I., Pinchuk A., Symonenko R., Hrytsuk O. The use of digital technologies to provide condition monitoring and modes of vehicle operation. *ICTE in Transportation and Logistics 2019: Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure*. 2020. P. 137-144. doi:10.1007/978-3-030-39688-6.

82. AULIN, V., HOLUB, D. Regulatory and legal support transport systems functioning reliability in Ukraine. *Journal of Zhytomyr State Technological University. Technical Sciences Series*. 2016, 2(77), P. 28-35.

83. AGBELIE, B.R.D.K. An empirical analysis of three econometric frameworks for evaluating economic impacts of transportation infrastructure expenditures across countries. *Transport Policy*. 2014, 35, P. 304–310. doi:10.1016/j.tranpol.2014.06.009.

84. ZHANG, X., SONG LIN, J., ZHAO, Z. Study of container transport planning model and algorithm. *Advanced Materials Research*. 2013, 605-607, P. 570-573. doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.605-607.570.

85. CERNOHORSKY, J., JANDURA, P., RYDLO, P. Real time ultra-

wideband localisation. *19th International CarpathianControl Conference (ICCC)* : proceedings [online]. 2018. ISBN 978-1-5386-4762-2, p. 445-450. Available from: <https://doi.org/10.1109/CarpathianCC.2018.8399671>.

86. Cao, Z., Lee, D. H., & Meng, Q. (2008). Deployment strategies of double-rail-mounted gantry crane systems for loading outbound containers in container terminals. *International Journal of Production Economics*. 115(2), 221–228. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2008.05.014>.

87. Cao, J., Shi, Q., & Lee, D. H. (2008). A decision support method for truck scheduling and storage allocation problem at container terminals. *Tsinghua Science and Technology*. 13(2), 211-216. [https://doi.org/10.1016/S1007-0214\(08\)70034-5](https://doi.org/10.1016/S1007-0214(08)70034-5).

88. Carlo, H. J., Vis, I. F. A., & Roodbergen, K. J. (2013a). Seaside operations in container terminals: Literature overview, trends, and research directions. *Flexible Services and Manufacturing Journal*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10696-012-9139-8>.

89. Carlo, H. J., Vis, I. F. A., & Roodbergen, K. J. (2013). Transport operations in container terminals: Literature overview, trends, research directions and classification scheme. *European Journal of Operational Research*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.12.024>.

90. Caserta, M., Schwarze, S., & Voß, S. (2008). A mathematical formulation for the blocks relocation problem. *Working Paper*, Institute of Information Systems, University of Hamburg.

91. Genetic algorithm to solve the storage space allocation problem in a container terminal. *Computers & Industrial Engineering*, 56(1), 44-52. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2008.03.012>.

92. Becuwe, H., Roblin, N.P., Tondeur, J., Thys, J., Castelein, E., Voogt, J. Conditions for the successful implementation of teacher educator design teams for ICT integration: A Delphi study. *Australasian Journal of Educational Technology*. 2017. Vol. 33(2). P. 159-172.

93. Bratnicka, K. Creativity and effectiveness in organizations. A new approach to an old question. *Management*. 2015. Vol. 19(1). doi:10.1515/manment-2015-

0003.

94. Brooks, M., Schellinck, T. Measuring port effectiveness: What really determines cargo interests' evaluations of port service delivery? *Maritime Policy & Management*. 2015. Vol. 42(7). P. 699-716.

95. Elmousalami, H.H., Elyamany, A.H., Ibrahim, A.H. Evaluation of cost drivers for field canals improvement projects. *Water Resources Management*. 2018. Vol. 32(1). P. 53-65. doi:10.1007/s11269-017-1747-x.

96. Inoue, S. Realities and challenges of port alliance in Japan – Ports of Kobe and Osaka. *Research in Transportation Business & Management*. 2018. Vol. 26. P. 45-55. doi:10.1016/j.rtbm.2018.02.004.

97. Asvadi, A., Garrote, L., Premebida, C., Peixoto, P., Nunes, U.J. Multimodal vehicle detection: fusing 3D-LIDAR and color camera data. *Pattern Recognition Letters*. 2018. Vol. 115. P. 20-29. doi:10.1016/j.patrec.2017.09.038.

98. Buyval, A., Afanasyef, I., Magid, E. Comparative analysis of ROS-based monocular SLAM methods for indoor navigation. *Proceedings of the 9th International Conference on Machine Vision (ICMV)*. 2016. Paper 103411K. doi:10.1117/12.2268809.

99. Yang, Q., Taylor, D.G., Durgin, G.D. Kalman filter based localization and tracking estimation for HIMR RFID systems. *Proceedings of the IEEE International Conference on RFID*. 2018. P. 1–14. doi:10.1109/RFID.2018.8376199.

100. Bacik, J., Durovsky, F., Biros, M., Kyslan, K., Perdukova, D., Padmanaban, S. Pathfinder – development of automated guided vehicle for hospital logistics. *IEEE Access*. 2017. Vol. 5. P. 26892-26900. – ISSN 2169-3536. doi:10.1109/ACCESS.2017.2767899.

101. Peng, Y., Niu, X., Tang, J., Mao, D., Qian, Ch. Fast signals of opportunity fingerprint database maintenance with autonomous unmanned ground vehicle for indoor positioning. *Sensors*. 2018. Vol. 18(10). P. 3419–3447. doi:10.3390/s18103419.

102. Perez-Diaz-de-Cerio, D., Hernandez-Solana, A., Valdovinos, A., Valenzuela, J.L. A low-cost tracking system for running race applications based on

Bluetooth low energy technology. *Sensors*. 2018. Vol. 18(3). P. 922-937. ISSN 1424-8220. doi:10.3390/s18030922.

103. Contigiani, M., Pietrini, R., Mancini, A., Zingaretti, P. Implementation of a tracking system based on UWB technology in a retail environment. *Proceedings of the 12th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA)*. 2016. P. 15-61. doi:10.1109/MESA.2016.7587123.

104. Kim, J., Chung, W. Robust localization of mobile robots considering reliability of LiDAR measurements. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2018. P. 1-19. doi:10.1109/ICRA.2018.8460648.

105. Cernohorsky, J., Jandura, P., Rydlo, P. Real time ultra-wideband localisation. *Proceedings of the 19th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. 2018. P. 445-450. doi:10.1109/CarpathianCC.2018.8399671.

106. Asvadi, A., Garrote, L., Premevida, C., Peixoto, P., Nunes, U.J. Multimodal vehicle detection: fusing 3D-LIDAR and color camera data. *Pattern Recognition Letters*. 2018. Vol. 115. P. 20-29. ISSN 0167-8655. doi:10.1016/j.patrec.2017.09.038.

107. Buyval, A., Afanasyef, I., Magid, E. Comparative analysis of ROS-based monocular SLAM methods for indoor navigation. *Proceedings of the 9th International Conference on Machine Vision (ICMV)*. 2016. Paper 103411K. doi:10.1117/12.2268809.

108. Siena, F.L., Byrom, B., Watts, P., Breedon, P. Utilising the Intel RealSense camera for measuring health outcomes in clinical research. *Journal of Medical Systems*. 2018. Vol. 42(3). P. 53-62. ISSN 0148-5598. doi:10.1007/s10916-018-0905-x.

109. Neves, J., Serrario, D., Pires, J.N. Application of mixed reality in robot manipulator programming. *Industrial Robot – The International Journal of Robotics Research and Application*. 2018. Vol. 45(6). P. 784-793. doi:10.1108/IR-06-2018-0120.

110. Yang, Q., Taylor, D.G., Durgin, G.D. Kalman filter based localization and tracking estimation for HIMR RFID systems. *Proceedings of the IEEE International Conference on RFID*. 2018. P. 1–14. doi:10.1109/RFID.2018.8376199.

111. Peng, Y., Niu, X., Tang, J., Mao, D., Qian, Ch. Fast signals of opportunity fingerprint database maintenance with autonomous unmanned ground vehicle for indoor positioning. *Sensors*. 2018. Vol. 18(10). P. 3419-3447. ISSN 1424-8220. – doi:10.3390/s18103419.

112. Cernohorsky, J., Jandura, P., Rydlo, P. Real time ultra-wideband localisation. *Proceedings of the 19th International Carpathian Control Conference (ICCC)*. 2018. P. 445-450. – ISBN 978-1-5386-4762-2. doi:10.1109/CarpathianCC.2018.8399671.

113. Xidias, E., Zacharia, P., Nearchou, A. Path planning and scheduling for a fleet of autonomous vehicles. *Robotica*. 2016. Vol. 34(10). P. 2257–2273. doi:10.1017/S0263574714002872.

114. Neves, J., Serrario, D., Pires, J.N. Application of mixed reality in robot manipulator programming. *Industrial Robot – The International Journal of Robotics Research and Application*. 2018. Vol. 45(6). P. 784-793. ISSN 0143-991X. doi:10.1108/IR-06-2018-0120.

115. Blokdyk, G. Autonomous logistics. 3rd ed. South Carolina, US: *CreateSpace Independent Publishing Platform*, 2018. P. 86-110. ISBN 978-1985683686.

116. Кузьменко А.Г., Пасічник О.А. Моделювання закономірності зношування з урахуванням масштабного фактора. *Проблеми трибології*. 1999. №2. С. 132-134.

117. Альтернативні методи моніторингу технічного стану автомобілів / Ю. Ю. Кукурудзяк, О. Л. Добровольський. *Вісн. Донец. акад. автомоб. трансп.* 2012. № 2. С. 23-27.

118. PETRASKA, A., et al. The algorithm for the assessment of heavyweight and oversize cargo transport routes. *Journal of Business Economics and Management*. 2017, 18(6), P. 1098-1114. doi:10.3846/16111699.2017.1334229.

119. QIAN, X.W. The application of SLP with Hungarian method in the spatial layout planning of logistics park. *Advanced Materials Research*. 2014, 838–841, P. 1273–1280. doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.838-841.1273.

120. ISO/IEC/IEEE 24765:2017. Systems and software engineering. *Vocabulary [online]*. Available from: <https://www.iso.org/standard/50518.html>.

121. В. Матейчик, М. Цюман. Особливості моніторингу і контролю транспорту в умовах інтелектуальних систем. Всеукраїнська науково-практична конференція «Автобусобудування та пасажирські перевезення в Україні (до 50-річчя інституту Укравтобуспром/ВКЕІ Автобуспром)»: тези доповідей. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2015. С. 63-66.

122. Грицук І.В., Погорлецький Д.С., Симоненко Р.В., Володарець М.В., Худяков І.В. Особливості теплової підготовки і моніторингу процесів експлуатації двигунів транспортних засобів, працюючих на зрідженому газовому паливі. *Автомобільний транспорт та інфраструктура: II міжнар. науково-практична конференція*. Київ: НУБіП, 2019. С. 97-100.

123. Мирошник Л. В. Терміни і визначення: ДСТУ 2860:1994. К. : Держстандарт України, 1994. 36 с.

124. В. Матейчик, М. Смешек, М. Цюман. Методи і засоби моніторингу та контролю показників екологічної безпеки транспортних засобів в експлуатаційних умовах. Всеукраїнська науково-теоретична конференція «Проблеми з транспортними потоками і напрямки їх розв'язання»: тези доповідей, 26-28 березня 2015 року. Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2015. С. 111-114.

125. Пасічник О.А., Кузьменко А.Г. Дослідження фізико-механічних властивостей вуглецевих сталей, їх оброблюваності під впливом водню. *Проблеми трибології*. 2001. №1. С. 125-129.

126. Худяков І.В., Володарець М.В., Симоненко Р.В. Адаптація інформаційного програмного комплексу експлуатації транспортного засобу для роботи у системі дистанційного моніторингу. *Сучасні енергетичні установки на транспорті і технології та обладнання для їх обслуговування*:

матеріали 9-ї міжнар. конференції. Херсон: ХДМА, 2019. С. 99-103.

127. Сахно В.П., Поляков В.М., Жаров К.С. Аналіз способів оцінювання та покращення паливноїекономічності вантажних автомобілів. *Вісник НТУ. К.: НТУ* 2014. Вип. 30. С. 339-348.

128. CHOU, C.C., et al. Operation management of port logistics in the global supply chain. *Advanced Materials Research*. 2013, 706–708, P. 2087–2090. doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.706-708.2087

129. RUSGIYARTO, F., et al. Discrete event simulation model for external yard choice of import container terminal in a port buffer area. *3rd International Conference on Engineering, Technology and Industrial Application: proceedings*. Vol. 1855(1), AIP Publishing, 2017. doi:10.1063/1.4985510

130. KRYVORUCHKO, O., SHYNKARENKO, V., POPOVA, N. Quality management of transport services: Concept, system approach, models of implementation. *International Journal of Engineering and Technology (UAE)*. 2018, 7(4.3), P. 472-476.

131. Канарчук В. С., Куртюк П. П. Виробничі системи на транспорті : підручник. К. : Вища школа, 1997. 359 с.

132. Худяков І.В., Манжелей В.С., Сатулов А.І., Симоненко Р.В. Система дистанційного моніторингу комплексу експлуатації транспортного засобу. *Новітні технології розвитку автомобільного транспорту*: матеріали міжнар. конференції. Харків: ХНАДУ, 2018. С. 192-194.

133. BUYVAL, A., AFANASYEF, I., MAGID, E. Comparative analysis of ROS-based monocular SLAM methods for indoornavigation. 9th International Conference on Machine Vision (ICMV) : proceedings [online]. 2016, 103411K. Available from:<https://doi.org/10.1117/12.2268809>.

134. NEVES, J., SERRARIO, D., PIRES, J. N. Application of mixed reality in robot manipulator programming. *Industrial Robot. The International Journal of Robotics Research and Application* [online]. 2018, 45(6), p. 784-793. ISSN 0143-991X. Available from:<https://doi.org/10.1108/IR-06-2018-0120>.

135. XIDIAS, E., ZACHARIA, P., NEARCHOU, A. Path planning and

scheduling for a fleet of autonomous vehicles. *Robotica [online]*. 2016, 34(10), p. 2257-2273. ISSN 0263-5747, eISSN 1469-8668. Available from: <https://doi.org/10.1017/S0263574714002872>.

136. В.П. Матейчик, В.П. Волков, І.В. Грицук, М.П. Цюман, Ю.В. Волков. Особливості структури систем моніторингу транспортних засобів на основі бортового комплексу ITS. *Інформаційні процеси, технології та системи на транспорті*. К. : НТУ, 2014. Вип. 2. С.180-188.

137. Borgman, B., Van Asperen, E., & Dekker, R. (2010). Online rules for container stacking. *OR Spectrum*, 32(3), 687-716. <https://doi.org/10.1007/s00291-009-0181-y>.

138. Bortfeldt, A., & Forster, F. (2012). A tree search procedure for the container premarshalling problem. *European Journal of Operational Research*, 217(3), 531–540. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.10.005>.

139. Brinkmann, B. (2011). Operations systems of container terminals: A compendious overview. In J. W. Böse (Ed.), *Handbook of terminal planning (Operations Research/Computer Science Interfaces Series, Vol. 49)*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8408-1_1.

140. Cao, J. X., Lee, D. H., Chen, J. H., & Shi, Q. (2010). The integrated yard truck and gantry crane scheduling problem: Benders' decomposition-based methods. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 46(3), 344–353. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2009.11.002>.

141. Грицук І.В., Матейчик В.П., Smieszek M., Saga M., Kuric I., Симоненко Р.В. Особливості отримання даних про параметри технічного стану транспортних засобів при дистанційному моніторингу і діагностуванні. *Сучасні енергетичні установки на транспорті і технології та обладнання для їх обслуговування»* : матеріали 9-ї міжнар. науковопрактичної конф., м. Херсон. ХДМА, 2018. С. 42-46.

142. Особливості формування моделі системи моніторингу транспортного засобу в умовах експлуатації / В.П. Волков, І.В. Грицук, Ю.В. Грицук, Ю.В. Волков, Р.В. Симоненко, Д.В. Курносенко, В.П. Матейчик.

«Автомобіль і електроніка. Сучасні технології» : матеріали V міжнар. науково-технічної інтернет-конф., м. Харків. ХНАДУ, 2017. С. 85-87.

143. В.П. Матейчик, М.П. Цюман. Формування структури інтелектуальної системи моніторингу показників екологічної безпеки транспортних засобів на окремих етапах життєвого циклу. *Вісник Національного транспортного університету*. К.: НТУ 2015. Вип. 2(32). С. 193-200.

144. SIENA, F. L., BYROM, B., WATTS, P., BREEDON, P. Utilising the Intel RealSense camera for measuring health outcomes in clinical research. *Journal of Medical Systems* [online]. 2018, 42(3), p. 53-62. ISSN 0148-5598, eISSN 1573-689X. Available from: <https://doi.org/10.1007/s10916-018-0905-x>.

145. YANG, Q., TAYLOR, D. G., DURGIN, G. D. Kalman filter based localization and tracking estimation for HIMR RFID systems. *IEEE International Conference on RFID : proceedings* [online]. 2018. eISSN 2573-7635, p. 1-14. Available from: <https://doi.org/10.1109/RFID.2018.8376199>.

146. PENG, Y., NIU, X., TANG, J., MAO, D., QIAN, CH. Fast signals of opportunity fingerprint database maintenance with autonomous unmanned ground vehicle for indoor positioning. *Sensors*. 2018, 18(10), p. 3419-3447. ISSN 1424-8220. Available from: <https://doi.org/10.3390/s18103419>.

147. Кузьменко А.Г., Пасічник О.А. Застосування гіпотези про стахостичну мікронеоднорідність при дослідженнях процесів тертя та зношування. *Проблеми трибології*. 1999. №2. С. 126-131.

148. VADVARI, T., VARLAKI, P. Identification of supply chains based on input-output data. *Periodica Polytechnica Transportation Engineering*. 2015, 43(3), P. 162–167. doi:10.3311/PPtr.7931.

149. ALGHAFARI, S., NGUYEN, H., CHEN, P. Critical factors for organisational effectiveness: The case of Saudi Arabian seaports. *Journal of Sustainable Development of Transport and Logistics*. 2018, 3(2), P. 49–65. doi:10.14254/jsdtl.2018.3-2.3

150. Луценко О. А. Технічне обслуговування і ремонт автомобілів :

підручник. К. : Знання-Прес, 2003. 511 с.

151. В. Матейчик, М. Цюман, І. Шевчук. Особливості функціонування інтелектуальної системи моніторингу показників екологічної безпеки транспортних засобів. *Materiały XXVI konferencji międzynarodowej «Systemy Isrodki transportu samochodowego. Wybrane zagadnienia»*. Seria Transport № 6. - Rzeszów: Politehnika Rzeszowska, 2015. С. 409-416.

152. Моніторинг технічного стану автомобіля в життєвому циклі: підручник/ В.П. Волков, В.П. Матейчик, І.В. Грицук, І.А. Мармут, Т.В. Волкова, М.В.Володарець; під заг. редакцією В.П. Волкова. Х.: ХНАДУ, 2017. 312 с.

153. Кузьменко А.Г., Белькова І.В. Оцінка точності визначення зносостійкості при випробуваннях на приладі ТИ-ІМ. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*: зб. наук. пр. VII наук.-техн. конф. (25–27 травня 2000 р., м. Хмельницький). Хмельницький: ТУП, 2000. Вип. 7. С. 228-231.

154. Канарчук В. С., Луценко О. А., Чигринец А. Д. Основи технічного обслуговування і ремонту автомобілів : підручник. К. : Вища школа, 1994. У 3-х кн.:Кн. 1: Теоретичні основи. Технологія. 342 с.Кн. 2: Організація, планування і управління. 383 с.Кн. 3: Ремонт автотранспортних засобів. 599с.

155. CONTIGIANI, M., PIETRINI, R., MANCINI, A., ZINGARETTI, P. Implementation of a tracking system based on UWBtechnology in a retail environment. *12th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems andApplications (MESA)* : proceedings [online]. 2016, p. 15-65Availablefrom: <https://doi.org/10.1109/MESA.2016.7587123>

156. Кулявець А., Буров Є.Метод прогнозування затримок доставок та оптимізації маршрутів у логістичних системах на основі графових нейронних мереж. *Наукові праці. Львів: НУ «Львівська політехніка», 2025. Режим доступу: science.lpnu.ua.*

157. Авсітідійський М. М.Застосування графових нейронних мереж для розв'язання задач регресійного аналізу. *Відкритий архів НТУ «ХПИ»*. Харків,

2025. Режим доступу: openarchive.nure.ua.

158. Жигорін Д., Олійник В. Метод підвищення точності рекомендацій через об'єднання трансформерних і графових моделей у єдиній архітектурі. *Адаптивні системи автоматичного управління*. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2026. Режим доступу: asac.kpi.ua.

ДОДАТКИ

Додаток А

Таблиця А1

Ребра графа підприємства ТОВ «АРК ГРУПП»

Ребро	Призначення маршруту	Основні параметри ребра
V13 → V14	Доставка матеріалів від постачальника на малий склад	час доставки; витрати палива; надійність маршруту; обсяг вантажу
V13 → V15	Пряма доставка матеріалів у цех виробництва культиваторів	стабільність постачання; час транспортування; ризик відмови; інтенсивність використання
V13 → V16	Пряма доставка матеріалів у цех виробництва борін	стабільність постачання; час транспортування; ризик відмови; інтенсивність використання
V14 → V15	Забезпечення цеху культиваторів деталями зі складу	частота перевезень; обсяг деталей; час обробки заявок; надійність доставки
V14 → V16	Забезпечення цеху борін деталями зі складу	частота перевезень; обсяг деталей; час обробки заявок; надійність доставки
V15 → V17	Перевезення готової продукції (культиватори) на великий склад	обсяг продукції; час транспортування; коеф. завантаженості; витрати палива
V16 → V17	Перевезення готової продукції (борони) на великий склад	обсяг продукції; час транспортування; коеф. завантаженості; витрати палива
V15 → V21	Пряма доставка культиваторів замовнику	терміновість замовлення; час доставки; надійність маршруту; ризик аварійних ситуацій
V16 → V21	Пряма доставка борін замовнику	терміновість замовлення; час доставки; надійність маршруту; ризик аварійних ситуацій
V17 → V21	Відвантаження продукції зі складу замовникам	рівень заповнення складу; черговість відвантаження; час транспортування; стабільність логістики
V1– V12 → V18	Переміщення мобільних машин до сервісного центру	інтенсивність відмов; графік ТО; час простою; доступність запчастин
V1– V20 ↔ V19	Інформаційні зв'язки з системою стеження та збору даних	статус вузлів; координати машин; час оновлення; інтенсивність комунікацій; ризику
V19 ↔ V20	Передача даних до вузла управління та інновацій	інформаційні потоки; частота оновлення; якість даних; швидкість реакції

Додаток Б

Структура вхідних даних формату JSON, що надходять до виділеної моделі графової нейронної програми (розробленого нами додатку) від системи стеження моніторингу підприємства через TCP/IP з'єднання, для оптимізації ефективності використання мобільних машин на підприємстві ТОВ «АРК ГРУПП»

```
{
  "source_node": "V19",
  "timestamp": "2026-03-20T22:28:00Z",
  "input_vectors": {
    "V1": {
      "availability": 0.92,
      "fuel_consumption": 28.5,
      "mileage": 120000,
      "load_factor": 0.75,
      "failure_rate": 0.02,
      "mttf": 1500
    },
    "V2": { ... },
    "V3": { ... },
    "...": "...",
    "V13": {
      "supply_frequency": "daily",
      "material_volume": 1200,
      "delivery_time": 2.5,
      "logistics_stability": 0.85,
      "material_type": "metal, parts",
      "supplier_reliability": 0.9
    },
    "V14": {
      "storage_level": 0.65,
      "request_processing_time": 1.2,
      "parts_availability": 0.8,
      "dispatch_priority": "medium",
      "resource_types": ["bearings", "frames"]
    },
    "V15": {
      "workload": 0.7,
      "product_type": "cultivators",
      "production_volume": 45,
      "cycle_time": 3.5,
      "resource_need": 0.6,
      "order_queue": 5
    },
  },
}
```

```

"V16": {
  "product_type": "harrows",
  "production_volume": 38,
  "resource_need": 0.7,
  "manufacturing_time": 4.0,
  "order_queue": 6
},
"V17": {
  "storage_level": 0.8,
  "equipment_types": ["cultivators", "harrows"],
  "storage_time": 2.0,
  "dispatch_order": "FIFO",
  "transport_accessibility": 0.9
},
"V18": {
  "maintenance_schedule": "weekly",
  "vehicle_status": "mixed",
  "service_frequency": 0.3,
  "parts_stock": 0.75,
  "workload": 0.6
},
"V19": {
  "node_status": "active",
  "vehicle_coordinates": "dynamic",
  "delivery_time": "real-time",
  "technical_condition": "streamed",
  "risk_level": "low",
  "interaction_intensity": "high"
}
},
"metadata": {
  "model": "ΓHM_Optimization_v1.0",
  "enterprise": "ARK_GROUP",
  "data_format": "JSON",
  "connection_protocol": "TCP/IP"
}
}

```

Додаток В

Структура вихідних даних формату JSON, що повертаються від програми, що реалізує графову нейронну мережу (створений нами додаток) до системи управління підприємством, для оптимізації ефективності використання мобільних машин на підприємстві ТОВ «АРК ГРУПП»

```
{
  "source_node": "V19",
  "destination_node": "V20",
  "timestamp": "2026-03-20T22:25:00Z",
  "ГНМ_output_vector": {
    "fuel_consumption": {
      "unit": "liters/100km",
      "value": null,
      "status": "calculated"
    },
    "delivery_time": { "unit": "hours", "value": null, "status": "predicted" },
    "delivery_reliability": {
      "unit": "probability",
      "value": null,
      "status": "estimated"
    },
    "maintenance_scheduling": { "unit": "days", "value": null, "status":
"recommended"
    },
    "failure_risk": {
      "unit": "probability",
      "value": null,
      "status": "forecasted"
    },
    "procurement_timing": { "unit": "hours", "value": null, "status": "calculated" },
    "preventive_actions": {
      "unit": "tasks",
      "value": null,
      "status": "scheduled"
    }
  },
  "metadata": {
    "model": "ГНМ_Optimization_v1.0",
    "enterprise": "ARK_GROUP",
    "connection_protocol": "TCP/IP",
    "data_format": "JSON", "update_frequency": "real-time"
  }
}
```

Додаток Д

Фрагмент Python коду програми, для створення двошарової моделі графової нейронної мережі згідно графу підприємства ТОВ «АРК ГРУПП».

```
import torch
import torch.nn.functional as F
from torch_geometric.nn import GCNConv
import numpy as np
# Дво шарова ГНМ модель
class TwoLayerГНМ(torch.nn.Module):
    def __init__(self, input_dim=7, hidden_dim=16, output_dim=7):
        super(TwoLayerГНМ, self).__init__()
        self.conv1 = GCNConv(input_dim, hidden_dim)
        self.conv2 = GCNConv(hidden_dim, output_dim)
    def forward(self, x, edge_index):
        x = self.conv1(x, edge_index)
        x = F.relu(x)
        x = self.conv2(x, edge_index)
        return x
# Список ребер згідно таблиці 4.4
edges = [
    (13, 14), # Постачальник -> Малий склад
    (13, 15), # Постачальник -> Цех культиваторів
    (13, 16), # Постачальник -> Цех борін
    (14, 15), # Малий склад -> Цех культиваторів
    (14, 16), # Малий склад -> Цех борін
    (15, 17), # Цех культиваторів -> Великий склад
    (16, 17), # Цех борін -> Великий склад
    (15, 21), # Цех культиваторів -> Замовник
    (16, 21), # Цех борін -> Замовник
    (17, 21), # Великий склад -> Замовник
]
# Додаємо ребра для машин V1–V12 до сервісного центру V18
for i in range(12):
    edges.append((i, 18))
# Додаємо інформаційні ребра до системи стеження V19
for i in range(21):
    edges.append((i, 19))
edges.append((19, 20))
edges.append((20, 19)) # двосторонній зв'язок
# Формуємо edge_index
edge_index = torch.tensor(edges, dtype=torch.long).t().contiguous()
model = TwoLayerГНМ()
output = model(x, edge_index)
```

Додаток Е

Фрагмент коду програми, для створення тришарової моделі графової нейронної мережі згідно графу підприємства АРК ГРУП. Код написаного на мові Python

```
import torch
import torch.nn.functional as F
from torch_geometric.nn import GCNConv
from torch_geometric.data import Data

# Кількість вузлів у графі (V1–V19)
num_nodes = 19

# Розмірність вектора стану кожного вузла (припустимо 6 параметрів)
input_dim = 6
hidden_dim = 16
output_dim = 7 # Вихідний вектор ГНМ має 7 параметрів
# вхідні дані (матриця ознак вузлів)
x = torch.rand((num_nodes, input_dim)) # Вектори стану вузлів
# список ребер графа (джерело → приймач)
edge_index = torch.tensor([
    [0, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18],
    [13, 14, 14, 15, 16, 17, 15, 16, 17, 21, 21, 18, 18, 19, 19, 19, 19, 19, 20, 20]
], dtype=torch.long)

# Модель ГНМ
class ГНМModel(torch.nn.Module):
    def __init__(self):
        super(ГНМModel, self).__init__()
        self.conv1 = GCNConv(input_dim, hidden_dim)
        self.conv2 = GCNConv(hidden_dim, hidden_dim)
        self.conv3 = GCNConv(hidden_dim, output_dim)
    def forward(self, x, edge_index):
        x = self.conv1(x, edge_index)
        x = F.relu(x)
        x = self.conv2(x, edge_index)
        x = F.relu(x)
        x = self.conv3(x, edge_index)
        return x

# Ініціалізація моделі
model = ГНМModel()
# Прогін моделі
output = model(x, edge_index)
```

Додаток Ж

Фрагмент коду програми, для нормалізації векторів стану вузлів графу підприємства ТОВ «АРК ГРУПП». Код написаного на мові Python

```
import torch
import numpy as np

# Єдиний формат вектора стану (7 параметрів для всіх вузлів)
# Якщо вузол не має певного параметра, ставимо 0 або NaN (можна замінити
на нормалізоване значення)
def normalize_node_vector(node_type, params):
    """
    node_type: тип вузла (наприклад 'vehicle', 'supplier', 'warehouse', 'factory',
'service', 'tracking', 'customer')
    params: словник параметрів вузла
    """
    vector = np.zeros(7) # стандартна довжина вектора

    if node_type == "vehicle":
        vector[0] = params.get("availability", 0)
        vector[1] = params.get("fuel_consumption", 0)
        vector[2] = params.get("mileage", 0)
        vector[3] = params.get("load_factor", 0)
        vector[4] = params.get("failure_rate", 0)
        vector[5] = params.get("mttf", 0)
        vector[6] = 1 # маркер типу вузла
    elif node_type == "supplier":
        vector[0] = params.get("supply_frequency", 0)
        vector[1] = params.get("material_volume", 0)
        vector[2] = params.get("delivery_time", 0)
        vector[3] = params.get("logistics_stability", 0)
        vector[4] = params.get("supplier_reliability", 0)
        vector[5] = 0
        vector[6] = 2
    elif node_type == "warehouse":
        vector[0] = params.get("storage_level", 0)
        vector[1] = params.get("request_processing_time", 0)
        vector[2] = params.get("parts_availability", 0)
        vector[3] = params.get("dispatch_priority", 0)
        vector[4] = params.get("resource_types", 0)
        vector[5] = 0
        vector[6] = 3
    elif node_type == "factory":
        vector[0] = params.get("workload", 0)
```

```

vector[1] = params.get("production_volume", 0)
vector[2] = params.get("cycle_time", 0)
vector[3] = params.get("resource_need", 0)
vector[4] = params.get("order_queue", 0)
vector[5] = 0
vector[6] = 4
elif node_type == "service":
vector[0] = params.get("maintenance_schedule", 0)
vector[1] = params.get("vehicle_status", 0)
vector[2] = params.get("service_frequency", 0)
vector[3] = params.get("parts_stock", 0)
vector[4] = params.get("workload", 0)
vector[5] = 0
vector[6] = 5
elif node_type == "tracking":
vector[0] = params.get("node_status", 0)
vector[1] = params.get("vehicle_coordinates", 0)
vector[2] = params.get("delivery_time", 0)
vector[3] = params.get("technical_condition", 0)
vector[4] = params.get("risk_level", 0)
vector[5] = params.get("interaction_intensity", 0)
vector[6] = 6
elif node_type == "customer":
vector[0] = params.get("location", 0)
vector[1] = params.get("order_type", 0)
vector[2] = params.get("order_volume", 0)
vector[3] = params.get("urgency", 0)
vector[4] = params.get("repeat_frequency", 0)
vector[5] = 0
vector[6] = 7
return torch.tensor(vector, dtype=torch.float)

```


ЗАТВЕРДЖУЮ

Ректор Центральноукраїнського
національного технічного університету

Володимир КРОЦІВНИЙ

« 07 »

2025 р.



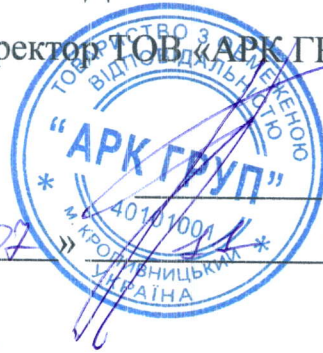
ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор ТОВ «АРК ГРУПП»

Руслан КІЧУРА

« 07 »

2025 р.



А К Т

про прийняття до впровадження результатів дисертаційних досліджень здобувача
Головатого Артема Олеговича на тему "Підвищення ефективності експлуатації
мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві"

Дисертаційна робота "Підвищення ефективності експлуатації мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві" виконувалась на кафедрі експлуатації та ремонту машин Центральноукраїнського національного технічного університету.

Отримані наступні результати:

- розроблено архітектуру інтелектуального управління мобільними машинами на основі системного підходу, адаптовану до умов реального підприємства;
- побудовано математичну модель функціонування мобільних машин, що враховує змінні умови експлуатації, динаміку технічного стану та інформаційні потоки сенсорних систем із інтегрованим алгоритмом прийняття рішень;
- запропоновано модель графової нейронної мережі для реалізації інтелектуального управління та обробки структурованих даних;
- застосовано комп'ютерне моделювання та цифрові двійники для верифікації ефективності, що дозволяє оцінювати техніко-економічні показники до впровадження та зменшувати ризики;
- доведено ефективність використання цифрового двійника з елементами самоадаптації як інструменту управління мобільними машинами та обґрунтовано можливість інтеграції розроблених рішень у ERP/MES-системи;
- встановлено, що запропонований підхід є основою для переходу до адаптивних і самооптимізованих режимів експлуатації мобільних машин.

Впровадження цих результатів істотно покращують організаційну структуру, виробничо-транспортну систему, ефективність та надійність використання мобільних машин.

Віктор АУЛІН

Сергій ЛИСЕНКО

Артем ГОЛОВАТИЙ

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. ректора Центральноукраїнського
національного технічного університету

Андрій КИРИЧЕНКО
« 26 » _____ 2026 р.



ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор ТОВ АГРОПРОМИСЛОВА

КОМПАНІЯ "ФАВОРИТ"

Забеділін Д.В.
« 26 » _____ 2026 р.



А К Т

про прийняття до впровадження результатів дисертаційних досліджень здобувача
Головатого Артема Олеговича на тему "Підвищення ефективності експлуатації
мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві"

Дисертаційна робота "Підвищення ефективності експлуатації мобільних
машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві"
виконувалась на кафедрі експлуатації та ремонту машин Центральноукраїнського
національного технічного університету.

Отримані наступні результати:

- розроблено архітектуру інтелектуального управління мобільними
машинами на основі системного підходу, адаптовану до умов реального
підприємства;
 - побудовано математичну модель функціонування мобільних машин, що
враховує змінні умови експлуатації, динаміку технічного стану та інформаційні
потіки сенсорних систем із інтегрованим алгоритмом прийняття рішень;
 - запропоновано модель графової нейронної мережі для реалізації
інтелектуального управління та обробки структурованих даних;
 - застосовано комп'ютерне моделювання та цифрові двійники для
верифікації ефективності, що дозволяє оцінювати техніко-економічні показники
до впровадження та зменшувати ризики;
 - доведено ефективність використання цифрового двійника з елементами
самоадаптації як інструменту управління мобільними машинами та обґрунтовано
можливість інтеграції розроблених рішень у ERP/MES-системи;
 - встановлено, що запропонований підхід є основою для переходу до
адаптивних і самооптимізованих режимів експлуатації мобільних машин.
- Впровадження цих результатів істотно покращують організаційну структуру,
виробничо-транспортну систему, ефективність та надійність використання
мобільних машин.

Віктор АУЛІН

Сергій ЛИСЕНКО

Артем ГОЛОВАТИЙ

"ЗАТВЕРДЖУЮ"

проректор з наукової роботи та
міжнародних зв'язків
Центральноукраїнського національного
технічного університету

Андрій ТИХИЙ

2024 р.

"ЗАТВЕРДЖУЮ"

директор ТОВ АГРОПРОМИСЛОВА
КОМПАНІЯ «ФАВОРИТ»

Забеділін Д.В.

2024 р.

Акт

про проведення досліджень по дисертаційній роботі "Підвищення ефективності експлуатації мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві"

Комісія в складі: від представників ТОВ АГРОПРОМИСЛОВА КОМПАНІЯ «ФАВОРИТ» директор підприємства Забеділін Д.В., з одного боку та від представників Центральноукраїнського національного технічного університету (ЦНТУ): наукові керівники дисертаційної роботи: проф. Віктор Аулін, доц. Сергій Лисенко та здобувач Артем Головатий, з іншого боку, склали даний акт про те, що на ТОВ АГРОПРОМИСЛОВА КОМПАНІЯ «ФАВОРИТ»: в період з "01" вересня 2021р. по "31" травня_2024р. проводилися дослідження по дисертаційній роботі на тему: "Підвищення ефективності експлуатації мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві".

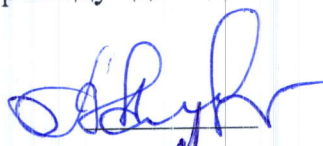

Метою дослідження було розроблення та наукове обґрунтування методів підвищення ефективності експлуатації мобільних машин на основі інтелектуалізації процесів управління їх використанням із застосуванням графових нейронних мереж.

На підприємстві було вивчено організацію виробничих та транспортних процесів. Ознайомлено з інформаційною, логістичною системами та структурою підприємства. Проводили спостереження за функціонуванням основних елементів та підсистем підприємства.

На основі отриманої бази даних було розроблено архітектуру інтелектуального управління мобільними машинами та відповідні математичні моделі, що враховують змінні умови експлуатації, технічний стан і сенсорні дані. Запропоновано використання графових нейронних мереж для прийняття рішень.

Ефективність підходу підтверджено засобами комп'ютерного моделювання та технологією цифрових двійників, що дозволяє оцінювати техніко-економічні показники до впровадження.

Доведено можливість інтеграції розроблених рішень у ERP/MES-системи та їх застосування як основи для переходу до адаптивного, самооптимізованого управління мобільною технікою.

Віктор АУЛІН

Сергій ЛИСЕНКО

Артем ГОЛОВАТИЙ

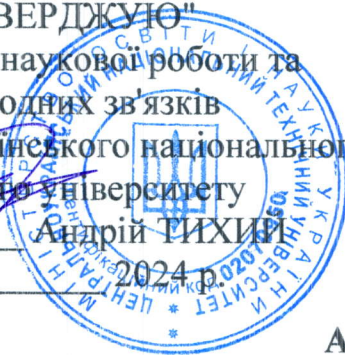
"ЗАТВЕРДЖУЮ"

проректор з наукової роботи та міжнародних зв'язків
Центральноукраїнського національного технічного університету

Андрій ТИХИЙ

" "

2024 р.



"ЗАТВЕРДЖУЮ"

директор ТОВ «АРК ГРУПП»

Руслан КІЧУРА

2024 р.



АКТ

про проведення досліджень по дисертаційній роботі "Підвищення ефективності експлуатації мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві"

к

Комісія в складі: від представників ТОВ "АРК ГРУПП" директор підприємства Руслан КІЧУРА, з одного боку та від представників Центральноукраїнського національного технічного університету (ЦНТУ): наукові керівники дисертаційної роботи: проф. Віктор Аулін, доц. Сергій Лисенко та здобувач Артем Головатий, з іншого боку, склали даний акт про те, що на ТОВ «АРК ГРУПП»: в період з "01" вересня 2021р. по "31" травня_2024р. проводилися дослідження по дисертаційній роботі на тему: "Підвищення ефективності експлуатації мобільних машин інтелектуалізацією процесів їх використання на підприємстві".

Метою дослідження було розроблення та наукове обґрунтування методів підвищення ефективності експлуатації мобільних машин на основі інтелектуалізації процесів управління їх використанням із застосуванням графових нейронних мереж.

На підприємстві було вивчено організацію виробничих та транспортних процесів. Ознайомлено з інформаційною, логістичною системами та структурою підприємства. Проводили спостереження за функціонуванням основних елементів та підсистем підприємства.

На основі отриманої бази даних було розроблено архітектуру інтелектуального управління мобільними машинами та відповідні математичні моделі, що враховують змінні умови експлуатації, технічний стан і сенсорні дані. Запропоновано використання графових нейронних мереж для прийняття рішень.

Ефективність підходу підтверджено засобами комп'ютерного моделювання та технологією цифрових двійників, що дозволяє оцінювати техніко-економічні показники до впровадження.

Доведено можливість інтеграції розроблених рішень у ERP/MES-системи та їх застосування як основи для переходу до адаптивного, самооптимізованого управління мобільною технікою.

Віктор АУЛІН

Сергій ЛИСЕНКО

Артем ГОЛОВАТИЙ

