

УДК 004.75

О.М. ПАВЛЮК\*, М.О. МЕДИКОВСЬКИЙ\*, М.В. МІЩУК\*

## НАДІЙНИЙ ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У СИТУАЦІЙНОМУ УПРАВЛІННІ КЕРОВАНИМИ РОБОТОТЕХНІЧНИМИ ПЛАТФОРМАМИ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ

\*Національний університет «Львівська політехніка», м. Львів, Україна

**Анотація.** З розвитком індустрії 4.0 керовані робототехнічні платформи (КРП) стали її невід'ємною частиною. Значну кількість даних, отриманих із сенсорів, можна використовувати для інтелектуального управління. Важливою задачею є аналіз та відбір лише інформативних та усунення надлишкових даних для їх подальшого застосування. У публікації проведено аналіз та порівняння різних видів управління промисловими підприємствами, які використовують КРП. Проведено порівняльний аналіз процедур оптимізації вибору рішень у загальному вигляді та в ситуаційному управлінні. Доведено, що використання традиційного управління промисловим підприємством, яке використовує КРП, виявилось неефективним. Показано переваги і недоліки традиційного та ситуаційного управління промисловими підприємствами. Враховуючи недоліки кожного з них, авторами розроблено покращений метод ситуаційного управління, який використовує надійний штучний інтелект (НШІ). Для цього описано етапи процедури оптимізації вибору рішень модифікованого загального вигляду з використанням НШІ. Здійснено математичний опис процесу оцінки альтернатив, який може бути адаптований для використання моделей штучного інтелекту та їх навчання. Розроблено модель процедури оптимізації вибору рішень на основі ситуаційного управління з урахуванням заряду акумуляторної батареї КРП. Цю модель протестовано на мапі маршруту, побудованого на промисловому підприємстві для КРП Formica 1 виробництва фірми AIUT, Глівіце, Польща. Описано фрейм структури збору даних КРП Formica 1. Для зібраних даних сенсорів застосовано інтелектуальний аналіз даних. Прогностична модель побудована на основі штучної нейронної мережі із поглибленим навчанням і враховує залишковий заряд акумуляторної батареї, масу, яку перевозить КРП, а також наявність перешкод на його шляху. Середня абсолютна похибка у відсотках для короткострокового прогнозу розрядження акумулятора КРП зменшилася до 8%. Це підтверджує високу ефективність розробленого методу ситуаційного управління.

**Ключові слова:** керована робототехнічна платформа, ситуаційне управління, надійний штучний інтелект, штучна нейронна мережа, прогнозування, акумуляторна батарея.

**Abstract.** The incorporation of guided robotic platforms (GRPs) has become an essential component of Industry 4.0. A significant amount of data obtained from sensors can be used for intelligent control. Analyzing and selecting informative data, as well as removing redundant data for subsequent use, is a crucial task. The paper analyses and compares different industrial enterprise management types that utilize GRPs. A comparative analysis of procedures for optimizing the decision choice in general and situational management has been carried out. It has been proved that using traditional management for industrial enterprises that use GRPs is ineffective. The advantages and disadvantages of traditional and situational management of industrial enterprises are shown. Taking into account the shortcomings of each of them, the authors have developed an improved method of situational management that utilizes reliable artificial intelligence (AI). For this purpose, the stages of the modified general procedure for optimizing the choice of AI solutions have been described. A mathematical description of the process of evaluating alternatives has been made, which can be adapted to the use of AI models and their training. A model of the procedure for optimizing the choice of solutions based on situational control that considers the GRP's battery charge has been developed. The model has been tested on a route map built at an industrial enterprise for the GRP Formica 1 manufactured by AIUT, Gliwice, Poland. The frame of the GRP Formica 1 data acquisition structure has been described. Data mining has been applied to the collected sensor data. The predic-

*tive model has been built based on an artificial neural network with deep learning and takes into account the residual charge of the battery, the mass transported by the GRP, and the presence of obstacles on its way. The mean absolute percentage error for the short-term forecast of the battery discharge of the GRP has decreased to 8 %. This proves the high efficiency of the developed method of situational control.*

**Keywords:** *guided robotic platform, situational control, reliable artificial intelligence, artificial neural network, forecasting, rechargeable battery.*

DOI: 10.34121/1028-9763-2024-1-34-54

## 1. Вступ

З розвитком індустрії 4.0 суттєво змінились підходи до управління та організації виробництва на промислових підприємствах. Така трансформація стала можливою завдяки впровадженню передових цифрових технологій. Зокрема, штучний інтелект, аналіз великих даних, інтернет речей, блокчейн та інші інновації відіграли ключову роль у створенні інтегрованих автоматизованих систем виробництва та управління.

Підприємства постійно прагнуть оптимізувати процеси виробництва та управління ресурсами. У цьому контексті використання керованих робототехнічних платформ (КРП) відіграло важливу роль у підвищенні ефективності виробництва. З їх допомогою можливо забезпечити високий рівень автоматизації транспортування матеріалів у межах підприємства, оптимізувати логістику та забезпечити ефективне переміщення матеріалів із одного місця на інше. Це гнучкі та адаптивні робототехнічні платформи, які можуть у реальному часі змінювати свої маршрути та пристосовуватися до змін у виробничих завданнях. КРП здатні інтегруватися з іншими системами у межах підприємства, сприяючи не лише оптимізації окремих виробничих процесів, але й забезпечуючи синхронізацію та злагоджену роботу всієї структури. Часто їх оснащують автоматичними системами управління енергоакумулюючими елементами, за допомогою яких вони можуть самостійно поповнювати енергетичні запаси у потрібний момент часу. Але задача оптимізації енергоефективних процесів є визначальною при оцінюванні ефективності управління.

КРП є складними робототехнічними пристроями, вони обладнані великою кількістю сенсорів, що дозволяє збирати масиви даних щодо стану як обладнання самого КРП, так і виробничого середовища. Зібрані дані можуть використовуватися для детального аналізу та оптимізації процесів прийняття рішень, а також для адаптації КРП до змінних умов роботи та завдань. Застосування методів штучного інтелекту й машинного навчання дозволяє не лише покращити рівень інтелектуалізації КРП та виробничого середовища, але й обґрунтувати оптимальні маршрути для їх ефективного руху.

Отже, КРП в індустрії 4.0 є важливим елементом для створення інтегрованих та автоматизованих виробничих систем, які можуть ефективно відповідати вимогам сучасного виробництва. Надійне ситуаційне управління на промисловому підприємстві, де використовуються КРП, є перспективним для оптимізації та підвищення ефективності виробничих процесів, що є невід'ємною частиною виробничих ліній та комплексних систем, вимагає гнучкого управління в реальному часі з урахуванням багатьох змінних – від стану самого обладнання до робочих завдань і взаємодії з іншими системами. Це передбачає не тільки швидке виявлення та реагування на проблеми, але й ефективне прийняття рішень та координацію дій для забезпечення безперебійного виконання виробничих завдань. Крім того, ситуаційне управління дозволяє оптимізувати використання ресурсів, зокрема, забезпечити ефективне використання електричної енергії та раціональне використання акумуляторів у робототехнічних платформах.

Загалом, ситуаційне управління на промисловому підприємстві, де використовуються робототехнічні платформи, сприяє підвищенню продуктивності, зниженню витрат і підвищенню надійності виробничих процесів, що є важливим для конкурентоспроможності підприємства. Це також передбачає адаптацію КРП до різноманітних ситуацій, що можуть виникати у реальному часі під час їхньої роботи, включаючи такі сценарії, як:

1. Зміни в русі: КРП мають адаптуватися до зміни шляху, швидкості або напрямку руху, вносячи корективи в маршрут.

2. Перешкоди на шляху: КРП повинні виявляти перешкоди на своєму шляху, такі як люди, обладнання та інші об'єкти, і приймати рішення про об'їзд чи зупинку аби уникнути зіткнення.

3. У виробничому середовищі: для КРП можуть бути встановлені обмеження максимальної швидкості, радіусу повороту або ваги вантажу, яких вони повинні дотримуватися.

4. Зміни завдань та пріоритетів у режимі реального часу: КРП повинні вміти перерозподіляти ресурси та призначати пріоритети відповідно до змінних вимог.

Більшість сучасних методів, які застосовуються для вирішення вищезазначених завдань, ґрунтуються на алгоритмах із використанням штучного інтелекту та машинного навчання. В останні десятиліття, з огляду на зростаюче використання штучного інтелекту у критичних областях, таких як медицина, автономні транспортні засоби, фінанси та ін., виникла потреба в надійному та безпечному штучному інтелекті. Особливий акцент на надійності та безпеці штучного інтелекту зроблено у зв'язку з розвитком автономних систем, таких як КРП, де помилки в рішеннях можуть зумовити техногенні наслідки.

Надійний штучний інтелект (НШІ) – підхід до розробки та використання систем штучного інтелекту, який робить акцент на довіру, стабільність, безпеку та ефективність цих систем. Технологія НШІ та його інтеграція у практичні застосування стали можливими завдяки розвитку технологій у галузі машинного навчання та обробки даних, що включає такі чинники:

1. Збільшення обчислювальної потужності і кількості даних, що дозволило розробляти і навчати більш складні моделі штучного інтелекту, які мають вищий рівень точності та надійності.

2. Розробка нових алгоритмів машинного навчання, таких як глибоке навчання, та нейронної мережі.

3. Доступ до великих обсягів даних, що дозволило розробляти більш точні та надійні моделі штучного інтелекту, оскільки розширений обсяг даних значно покращує їх здатність до навчання та адаптації.

4. Розвиток технологій інтернету речей (ІоТ), які надали змогу інтегрувати різноманітні пристрої та сенсори у мережу для збору даних у реальному часі з різних об'єктів і систем, що може бути використано для надійних рішень на основі штучного інтелекту.

5. Зростання уваги та усвідомленості щодо надійності. Визнання важливості надійності та безпеки в системах штучного інтелекту визначило новий напрям у наукових дослідженнях та розробках. Як результат, були розроблені спеціалізовані методи, техніки та підходи, цілеспрямовані на підвищення надійності та безпеки в застосуванні штучного інтелекту.

У контексті КРП використання НШІ надає змогу адаптуватися до різноманітних ситуацій та приймати рішення, гарантуючи оптимальну продуктивність та безпеку. НШІ інтегрує системи навігації, виявлення об'єктів, аналіз даних і прийняття рішень у реальному часі, що робить КРП більш адаптивними до змін у виробничому середовищі.

*Метою статті є* висвітлити результати розробки методів та досліджені процедури оптимізації прийняття рішень у ситуаційному управлінні із врахуванням надійного штучного інтелекту на прикладі КРП.

У даній публікації співавтори аналізують традиційне управління промисловими підприємствами, які використовують КРП. Порівнюють його з ситуаційним управлінням у загальному вигляді та можливими модифікаціями із врахуванням надійного штучного інтелекту як основного підходу до розробки та використання штучного інтелекту. У вигляді схем показано процедуру оптимізації вибору рішень у ситуаційному управлінні із враху-

ванням надійного штучного інтелекту. Розроблено модель ситуаційного управління та протестовано її на прикладі КРП Formica 1, який виготовляє фірма AIUT, Глівіце, Польща.

## 2. Аналіз літературних джерел

Критичний аналіз літературних джерел проведено з метою виокремлення актуальних задач, вирішення яких сприятиме дослідженню сформульованої мети. В першу чергу, це стосується відомих результатів щодо сучасних принципів, структур та засобів управління виробництвом.

Підвищення адаптивності КРП є активною сферою досліджень, особливо у контексті вдосконалення методів оптимізації та коригування маршрутів для реагування на зміни в динамічному оперативному середовищі. У [1] досліджено побудову мережі маршрутів на карті макета з використанням алгоритму Дейкстри пошуку найкоротшого шляху та динамічного планування часових вікон. КРП використовує модуль управління трафіком для розподілу ресурсів вузлів у випадках перешкод, простою та тупикових конфліктів, забезпечуючи динамічне планування маршруту. У статті [2] розроблено систему, спрямовану на запобігання неефективним графікам виконання завдань із метою зниження загального часу, необхідного КРП для завершення всіх призначених завдань. Система враховує непередбачувані збої в маршрутах КРП, використовуючи евристичний метод на основі матриці затримок для оцінювання потенційних затримок протягом різних періодів дня. Це дозволяє визначити початковий маршрут завдань для КРП, який потім динамічно коригується системою на основі оновленої інформації про фактичні затримки, забезпечуючи оптимізацію графіка виконання завдань. У статті [3] розглядається використання динамічного моделювання для планування змін у процесі постачання, що здійснюється КРП. Запропоновано імітаційну модель процесів транспортування, яка призначена для перевірки прохідності маршрутів, доцільності процесів та виявлення критичних сегментів шляху. Запропоновано три стратегії щодо скорочення часу простою в логістиці. Після застосування найефективнішої стратегії такт виробничої лінії збільшився на 35%. Автори [4] розглядали використання методів узагальнення, індукції та класифікації для аналізу поточної ситуації планування маршруту КРП. Зроблено висновок про доцільність використання трьох основних способів вирішення проблеми планування маршрутів: традиційні алгоритми є оптимальними для простих сценаріїв із фіксованими початковими і кінцевими точками; інтелектуальні алгоритми краще підходять для розумних майстерень або складів із різноманітними транспортними завданнями; машинне навчання ефективне у складних умовах, де доступні дані для навчання. Автори також прогнозують, що майбутнє планування маршрутів КРП буде базуватися на комбінації машинного навчання та різних алгоритмів.

Сучасні напрацювання у галузі машинного навчання та робототехніки активно спрямовані на підвищення здатності КРП до виявлення та ефективного обходу перешкод, а також швидкого реагування на несподівані ситуації, що відіграє ключову роль у підвищенні безпеки та оптимізації промислових процесів. Публікація [5] описує застосування методів інтелектуального аналізу для оптимізації різноманітних аспектів роботи КРП, включаючи ідентифікацію несподіваних ситуацій, як непередбачувані маршрути або цикли. Для цього використовуються стандартні алгоритми виявлення та відповідності процесу. Особливу увагу в публікації приділено практичному застосуванню цих методів у сфері послуг та управління у контексті таких процесів, як обробка замовлень і оплат у системах планування ресурсів підприємства. У статті [6] розглядається проблема обробки матеріалів в автоматизованих складах. Запропоновано систему, яка використовує КРП у промислових умовах, зокрема, на лакофарбовому заводі. Система охоплює весь спектр автоматичних завдань та контролюється виробничою системою управління з автономним роботом-співробітником, що оперує в частково відомому середовищі. Впроваджена система навіга-

ції відрізняється безпекою та надійністю і здатна виявляти людей і невідомі статичні перешкоди.

З розвитком індустрії 4.0 розробка стратегій та моделей, які забезпечують дотримання роботизованими платформами встановлених обмежень виробничого середовища, стало пріоритетним напрямом, спрямованим на підвищення ефективності та точності цих систем. У статті [7] розглядається проблема прийняття рішень в умовах ризикових і конфліктних ситуацій за наявності термінальних обмежень на час розв'язання кризових ситуацій у структурі управління складною системою. У дослідженні аналізуються концепції та принципи термінальної логіки, що застосовуються для опису процесу швидкісного мислення оператора при ідентифікації ситуацій, прийнятті рішень та визначенні ризикових індикаторів і факторів, що впливають на роботу техногенних систем. Підкреслюється, що повільне прийняття рішень може збільшити ризик виникнення аварійних ситуацій. Дослідження [8] зосереджено на розробці стратегії заміни для підвищення ефективності виробничих систем КРП, що базується на послідовних рішеннях, які враховують як поточні, так і майбутні сценарії, використовуючи марковський процес прийняття рішень та методи поглибленого навчання з підкріпленням. Результати дослідження, підтверджені експериментально, вказують на значно вищу продуктивність запропонованої стратегії заміни у порівнянні із традиційними евристичними методами.

Покращення здатності КРП адаптуватися до швидких змін пріоритетів та завдань є актуальним напрямом досліджень, спрямованим на забезпечення ефективності та гнучкості управління у складних і динамічних умовах. У статті [9] автори запропонували алгоритм на основі пріоритетів для координації КРП у топології сітка/сітка, де завдання надходять у систему в режимі онлайн. Метод поєднує в собі децентралізований механізм управління на основі пріоритетів із підпрограмою оптимізації для вирішення тупикових ситуацій, які можуть виникнути. Ефективність методу оцінено на наборі еталонних прикладів. У публікації [10] описано розробку смарт-системи управління виробництвом, яка ґрунтується на інтелектуальному аналізі даних в енергозберігаючих системах за допомогою штучного інтелекту. Дані балансу змішаної моделі складальної лінії використано як вхідний параметр для оптимізації завдань логістичного планування. Це, у свою чергу, покращило ефективність логістичної системи, оптимізуючи маршрути руху та час роботи КРП. Автори [11] запропонували підхід до управління КРП, що базується на людино-машинній взаємодії. Спроектвано загальну архітектуру системи управління з використанням сенсорного екрану для розробки мобільного клієнта КРП і клієнта запиту завдань, формуючи таким чином промислову бездротову мережу. Клієнтська система дозволяє налаштовувати та контролювати КРП, ефективно вирішуючи проблеми людино-машинного управління і мережевого планування.

Отже, у процесі критичного аналізу літературних джерел у галузі управління з використанням КРП виокремлено низку актуальних задач. Основними напрямками є підвищення адаптивності КРП для реагування на динамічні зміни в оперативному середовищі, вдосконалення здатності КРП виявляти та обходити перешкоди й реагувати на несподівані ситуації, забезпечення дотримання обмежень виробничого середовища та адаптація до швидких змін пріоритетів і завдань. Ці вдосконалення орієнтовані на оптимізацію ефективності КРП, що важливо у контексті індустрії 4.0, і сприяють досягненню сформульованої мети.

### 3. Методи дослідження

#### 3.1. Порівняльний аналіз традиційного та ситуаційного управління підприємством із системою КРП

Традиційне та ситуаційне управління підприємством із системою КРП суттєво відрізняється з огляду на використання стратегій, технологій та методологій. Основні розбіжності між традиційним та ситуаційним управлінням можна класифікувати за такими аспектами, як підходи до планування та керування, використання даних та аналітики, гнучкість та адаптивність, взаємодія з КРП, інтеграція з технологіями індустрії 4.0, процеси прийняття рішень та управління ризиками.

У табл. 1 наведено основні відмінності між цими двома видами управлінь згідно з описаною класифікацією з точки зору використання системи КРП. Традиційне управління є менш гнучким та неадаптованим до непередбачуваних обставин. Воно спрямоване на дотримання стандартних процесів та планів, що може обмежити їхню здатність адаптуватися до змін. Підприємство, що використовує традиційний підхід, може аналізувати історичні дані щодо використання КРП та розробляти прогнози для планування ресурсів. Тому, враховуючи тижневі чи місячні тенденції, можна запланувати оптимальні розклади використання КРП.

На відміну від традиційного управління, ситуаційне адаптується до змін у реальному часі, що дозволяє швидко переорієнтуватися відповідно до змін у виробничому середовищі. Воно більш орієнтоване на гнучкість та можливість ефективно реагувати на непередбачувані обставини. Щоб оптимізувати маршрути КРП залежно від поточних умов виробництва, підприємство використовує наявні дані в реальному часі. Наприклад, якщо змінюється попит на конкретний товар, система КРП може автоматично змінити свої маршрути, щоб ефективніше обслуговувати цей попит. Якщо є перенавантажений трафік на одному маршруті, система автоматично в режимі реального часу змінює маршрут КРП для уникнення затримок. При умові, що виробництво потребує пріоритетної обробки певної партії продукції, можна динамічно перепланувати маршрути для швидкого виконання цього завдання.

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика традиційного та ситуаційного управління підприємством із системою КРП

| Традиційне управління  | Ситуаційне управління   |
|--|---|
| Базується на стандартних стратегіях та планах, які розробляються на основі стабільних умов та стандартних операцій | Адаптується до змін у реальному часі, здатне швидко переорієнтуватися відповідно до змін у виробничому середовищі                   |
| Спирається на історичні дані та прогнозує на основі сталих моделей   | Використовує дані в реальному часі та аналітику для прийняття рішень у змінних умовах, орієнтуючись на поточні потреби та обставини |
| Менш гнучке та адаптоване до непередбачуваних обставин   | Здатне швидко реагувати на зміни, враховуючи нові умови та приймаючи гнучкі рішення   |
| Використовує КРП в основному для рутинних задач та взаємодії за ustalеними сценаріями                              | Максимально використовує можливості КРП у реальному часі, реагуючи на зміни в завданнях та вимогах                                  |

Продовж. табл. 1

|   |   |
|---|---|
| Менш орієнтоване на використання передових технологій           | Активно використовує технології Індустрії 4.0, такі як IoT, аналітика в реальному часі, ШІ та машинне навчання для оптимізації процесів |
| Рішення приймаються на основі сталого плану чи стратегії        | Рішення приймаються на основі аналізу ситуації та потреб у реальному часі   |
| Менш орієнтоване на управління ризиками в умовах невизначеності | Здатне виявляти та управляти ризиками в реальному часі  |

У ситуаційному управлінні система КРП надсилає дані в реальному часі до аналітичної системи. За допомогою алгоритмів машинного навчання та аналізу великих обсягів даних підприємство може швидко реагувати на зміни в попиті чи виробничих процесах. Наприклад, якщо виявлено несподіваний зріст попиту на конкретний продукт, система КРП може автоматично здійснити свою перемаршрутизацію для пріоритетного обслуговування цього попиту. А це дозволяє ефективно реагувати на зміни у виробництві чи ринкових умовах. Сучасне ситуаційне управління для оптимізації процесів активно використовує передові технології Індустрії 4.0, такі як IoT, аналітика в реальному часі, технології штучного інтелекту та машинне навчання. Воно інтегрується з ними для збору та аналізу даних у реальному часі. Методи ШІ та МН часто використовують для постійного вдосконалення прийнятих рішень. Інтеграція з технологіями Індустрії 4.0 робить ситуаційне управління більш гнучким до змін. Воно використовує сучасні рішення для покращення ефективності, точності та адаптивності.

Ситуаційне управління КРП може виявляти та управляти ризиками, оскільки базується на аналізі ситуацій, даних у реальному часі та використовує сучасні сенсори. Наприклад, КРП перевозить вантаж із змінною вагою, тобто в певних пунктах розвантажується та навантажує різноманітні вантажі. Ситуаційне управління може виявити зміну ваги та адаптувати швидкість руху або маршрут для забезпечення безпеки та оптимального виконання завдання. Також у разі виникнення перешкоди на шляху (палети, інші КРП, люди) система ситуаційного управління може виявити цю ситуацію та вибрати оптимальний шлях об'їзду або зупинити КРП, щоб уникнути аварій. Такий підхід дозволяє підприємствам оптимізувати використання КРП, знизити ризики негативних подій та підвищити ефективність транспортування вантажів, особливо в умовах невизначеності та змін виробничих процесів.

Основними перевагами ситуаційного управління на рівні КРП є:

1. Гнучкість та адаптивність до змінних умов виробництва, які дозволяють керівникам та командам адаптувати свою стратегію до конкретних обставин.
2. Ефективність в умовах неповноти інформації, що дозволяє вирішувати проблеми навіть якщо не всі аспекти ситуації відомі.
3. Мінімізація ризиків, оскільки дозволяє виявляти та уникати потенційно небезпечних ситуацій у реальному часі.
4. Підвищення надійності роботи КРП, оскільки вони реагують на зміни в реальному часі й уникають ситуацій, які можуть призвести до збоїв.
5. Оптимізація використання ресурсів у результаті зменшення споживання та зниження витрат, таких як енергія та акумулятори КРП.
6. Зменшення людського втручання та помилок, які вони можуть робити, оскільки КРП можуть функціонувати автономно і не вимагають постійного нагляду оператора.
7. Підвищення пропускної спроможності, оскільки дозволяє КРП реагувати на поточні обставини та оптимізувати маршрути для збільшення продуктивності.

8. Відслідковування та звітність про роботу КРП і стан іншого обладнання підприємства з метою контролю за продуктивністю та виявлення можливості для подальшого вдосконалення процесів.

9. Можливість розширення з урахуванням майбутніх потреб та подальшого розширення функціональності КРП із часом.

Незважаючи на численні переваги ситуаційного управління на промисловому підприємстві, яке використовує КРП, воно має деякі недоліки. Деякі з них можуть призвести до помилки у рішеннях системи в непередбачених ситуаціях, а також до високих витрат на розробку та підтримку системи. Тому ситуаційне управління ефективно в певних умовах, але не завжди є універсальним рішенням, особливо в організаціях, де важлива стабільність та системність.

Недоліки ситуаційного управління підприємством, яке використовує КРП:

1. Неоднозначність та невизначеність, оскільки воно допускає різні інтерпретації ситуацій, що може призвести до неоднозначних вирішень та великої невизначеності.

2. Низька ефективність у структурованих ситуаціях, де простежуються чітка послідовність дій та відомий результат.

3. Недостатність системності, яка може призвести до вирішення проблеми тільки на рівні конкретної ситуації, не враховуючи загальної стратегії чи цілі організації.

4. Залежність від досвіду та особистих якостей керівника особливо в екстремальних випадках може призвести до проблем при заміні лідера.

5. Можливість зловживання владою, оскільки рішення часто приймаються на основі особистих вмінь та досвіду керівника.

6. Висока вартість помилок, особливо, якщо вони призводять до великих стратегічних невдач, оскільки часто базуються на експериментах та ітераціях.

7. Недостатня стандартизація процесів та рішень, що може впливати на ефективність і стабільність організації.

8. Відсутність чіткого планування може призвести до втрати напрямку та орієнтації для організації.

Як висновок, у контексті індустрії 4.0 традиційне управління підприємством із системою КРП є малоефективним через численні непередбачувані ситуації, які можуть виникати під час експлуатації КРП. Натомість, застосування ситуаційного управління з автоматизованими транспортними засобами демонструє значно вищу ефективність у розв'язанні таких завдань.

### **3.2. Порівняльний аналіз процедур оптимізації вибору рішень у загальному вигляді та ситуаційному управлінні**

Процедура оптимізації вибору рішень у загальному вигляді – це метод, який використовується для передбачення та визначення оптимальних рішень на основі існуючих даних та знань. Цей процес передбачає використання наявних інформаційних ресурсів для створення моделі, яка може узагальнити та аналізувати нові ситуації. Вона є важливою складовою в сучасних системах прийняття рішень. На рис. 1 зображена процедура оптимізації вибору рішень у загальному вигляді.

Першим етапом процедури оптимізації вибору рішень є збір даних та аналіз ситуації. Він містить збір відповідних даних про поточний стан справ чи ситуацію, а також проведення аналізу факторів, що впливають на прийняття рішень.

Другим етапом є визначення цілей та критеріїв. Цей етап містить визначення конкретних цілей, які потрібно досягти, та визначення критеріїв для оцінки й вибору рішень.

Третій етап містить ідентифікацію альтернатив. На цьому етапі необхідно розглянути різні альтернативні рішення, які можуть вирішити проблему чи вдосконалити ситуацію.



Четвертий етап містить оцінку альтернатив. А саме: оцінку кожної альтернативи відносно визначених критеріїв. Для цього використовують аналітичні методи, моделі чи експертні оцінки.

Вибір оптимального рішення проводять на п'ятому етапі. На цьому етапі необхідно визначити рішення, яке найкраще відповідає цілям та вимогам. Також враховувати можливість адаптації та управління ризиками.

Шостий етап – це екстраполяція на майбутнє. В межах цього етапу розглядають, наскільки обране рішення може бути застосоване в майбутніх умовах. А також враховують динаміку змін та нових факторів.

Сьомий етап – впровадження та відстеження. Необхідно розробити план впровадження обраного рішення та відстежити його ефективність і при необхідності вносити корективи.

Останнім, восьмим етапом, є контроль та оцінка. Під час проведення цього етапу необхідно встановити механізми контролю та відстеження результатів і проводити оцінку впливу прийнятого рішення на підприємство чи ситуацію.

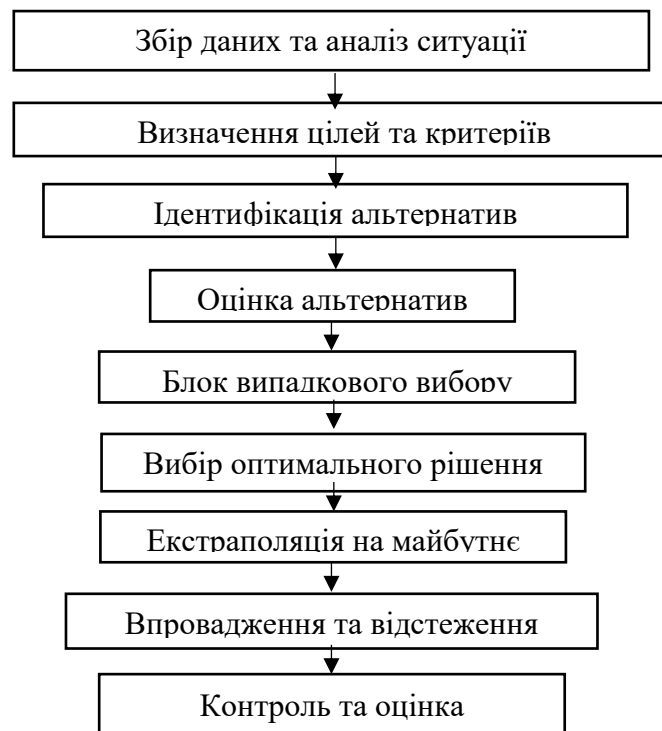


Рисунок 1 – Процедура оптимізації вибору рішень у загальному вигляді

Наведені етапи є загальними і можуть варіюватися відносно конкретного завдання. При цьому необхідно здійснювати адаптацію до заданих умов та особливостей конкретної ситуації управління. Математично процедуру оптимізації вибору рішень у загальному вигляді можна описати таким чином:

$$R = f(C_1, C_2, \dots, C_n), \quad (1)$$

де  $R$  – рейтинг альтернативи (визначений відповідно до критеріїв);

$C_1, C_2, \dots, C_n$  – критерії, які визначаються для оцінки альтернативи.

Критеріями, які визначаються для оцінки альтернативи, можуть бути:

- Ефективність (час виконання завдань, використання людських, матеріальних та фінансових ресурсів).
- Якість: (відповідність стандартам і якісним показникам, рівень задоволення користувачів чи клієнтів).
- Безпека (уникнення ризиків та небезпек, заходи безпеки та стабільності).
- Гнучкість та адаптивність (можливість адаптації до змін у ситуаціях, гнучкість у вирішенні непередбачуваних проблем).
- Вартість (вартість впровадження альтернативи, загальні витрати на управління та реалізацію).
- Стійкість (здатність до стійкого функціонування під різними умовами, витривалість до змін у середовищі).
- Інновації (спроможність принести новаторські та кращі підходи, здатність створювати і впроваджувати нові ідеї).
- Спроможність до взаємодії (можливість співпраці з іншими системами чи альтернативами, інтеграція та взаємодія з іншими компонентами).

Визначення критеріїв для оцінки альтернатив є суб'єктивним і може залежати від вимог та цілей конкретного управлінського процесу. Вони можуть комбінуватися та адаптуватися в залежності від конкретної ситуації й завдань управління. У конкретних умовах рейтинг альтернативи визначається як функція від оцінок за конкретним набором критеріїв. Для більш складних завдань та умов у формулі враховують ваги критеріїв чи динаміку змін в умовах прийняття рішень.

Математичний опис процесу управління при ситуаційному підході можна виразити таким чином [12]:

$$S_i; Q_j \xRightarrow{U_k} Q_n, \quad (2)$$

де  $S_i$  – повна ситуація ( $i$  – номер повної ситуації);

$Q_j$  – поточна ситуація ( $j$  – номер поточної ситуації);

$Q_n$  – нова (отримана) поточна ситуація;

$U_k$  – керуюча дія ( $k$  – номер впливу).

Якщо на керованому об'єкті сформувалась поточна ситуація  $Q_j$ , а стан системи управління та технології управління, зумовлені повною ситуацією  $S_i$ , дозволяють застосувати керуючий вплив  $U_k$ , він буде задіяним і змінить поточну ситуацію на  $Q_n$ .

Процедура оптимізації вибору рішень у ситуаційному управлінні передбачає аналіз і прогнозування рішень на основі даних і інформації, яка доступна на певний момент часу. В контексті ситуаційного управління, де сценарії та умови можуть змінюватися, модифікація формули та процедури вибору рішень можуть враховувати динаміку ситуацій та можливостей адаптації. Загалом етапи управління можна модифікувати таким чином:

1. Збір даних та аналіз ситуації і проведення аналізу факторів, що впливають на прийняття рішень, з урахуванням змінних умов.

2. Визначення цілей та критеріїв для оцінки та вибору рішень із урахуванням динаміки ситуацій.

3. Ідентифікація альтернатив рішень, які можуть бути адаптовані до змінних умов.

4. Оцінка кожної альтернативи відносно визначених критеріїв, приділяючи увагу гнучкості та адаптивності.

5. Вибір оптимального рішення, яке не лише відповідає поточним цілям, але й має потенціал для адаптації до майбутніх змін.

6. Екстраполяція на майбутнє, тобто можливість застосування обраного рішення в майбутніх умовах та сценаріях із урахуванням нестабільності ситуацій.

7. Впровадження та відстеження шляхом розробки гнучкого плану впровадження та відстеження реалізації обраного рішення.

8. Встановлення системи гнучкого контролю та відстеження результатів, які зможуть адаптуватися до змін у ситуаціях.

Модифікований загальний опис процесу управління буде мати вигляд

$$R = f(C_1, C_2, \dots, C_n, S), \quad (3)$$

де  $R$  – рейтинг альтернативи (визначений відповідно до критеріїв);

$C_1, C_2, \dots, C_n$  – критерії, які визначаються для оцінки альтернативи;

$S$  – фактор гнучкості та адаптивності до змінних ситуацій.

У модифікованому загальному описі з'являється додатковий фактор  $S$ . Він відповідає за гнучкість та можливість адаптації рішення до змінних ситуацій. Цей фактор може дорівнювати різним значенням у залежності від того, наскільки рішення може ефективно пристосовуватися до нових умов чи змін у ситуації. Він може приймати значення від 0 до 1, де 0 вказує на низьку гнучкість та можливість до адаптації, а 1 – високу. Чим більше значення досягає  $S$ , тим рішення вважається більш адаптованим до змін.

Загалом конкретне визначення і значення  $S$  повинні бути адаптовані до конкретного контексту, виду прийняття рішень та особливостей ситуаційного управління. Зазвичай, воно визначається на основі експертної оцінки, аналізу динаміки ситуації, можливостей адаптації рішення та його впливу на стабільність управлінського процесу в умовах невизначеності.

#### 4. Ситуаційне управління КРП з урахуванням рішень надійного штучного інтелекту

Цей процес спрямований на досягнення оптимальних результатів у ситуаціях, коли управління системою або процесом вимагає швидких та інтелектуальних рішень в умовах невизначеності та змін. НШІ – це властивість системи штучного інтелекту (ШІ) бути стійкою, ефективною та надійною у своєму функціонуванні. Основними аспектами НШІ є точність моделей ШІ; стійкість та працездатність у різних умовах та обставинах; опрацювання викидів або аномалій у даних; забезпечення безпеки; відсутність викривань та біасів; моніторинг та підтримка для вчасного виявлення й виправлення можливих проблем; пояснення рішень.

Процедура оптимізації вибору рішень у ситуаційному управлінні з врахуванням НШІ базується на забезпеченні надійності та безпеки прийнятих рішень і модифікується таким чином: на початку процедури здійснюються збір та аналіз даних, які стосуються поточного стану системи або процесу НШІ і допомагають виявити аномалії та потенційні проблеми в даних, що можуть вплинути на прийняття рішень. За допомогою НШІ проводиться оцінка надійності джерела даних. Це допомагає визначити, наскільки можна довіряти вхідним даним та виявити потенційні проблеми з їх якістю. Також він допомагає в аналізі ситуації, враховуючи не лише поточний стан, але й можливі ризики та загрози. Моделі надійності можуть враховувати ймовірність виникнення подій. За допомогою НШІ створюються моделі, які враховують надійність рішень залежно від стану системи та можливих сценаріїв. Завдяки цьому можна визначити оптимальне рішення з урахуванням надійності. З урахуванням результатів моделювання та оцінки надійності вибирається оптимальне рішення. НШІ може надавати рекомендації щодо вибору рішень із найвищою надійністю. Результати застосування обґрунтованого рішення постійно моніторять за допомогою НШІ, і в разі виявлення аномалій або змін у ситуації можуть вноситися корективи у

прийняті рішення. НШІ також допомагає визначити можливі ризики та забезпечити безпеку прийнятих рішень, що особливо важливо у критичних сценаріях.

Етапи модифікованого загального вигляду процедури оптимізації вибору рішень із використанням НШІ:

1. Збір даних та аналіз ситуації – використовує системи аналізу даних та навчання для автоматизованого збору й аналізу інформації.

2. Визначення цілей та критеріїв – враховує алгоритми машинного навчання для визначення оптимальних цілей і критеріїв на основі аналізу динаміки ситуації.

3. Ідентифікація альтернатив – використовує системи машинного навчання для автоматизованої ідентифікації та генерації альтернативних рішень.

4. Оцінка альтернатив – застосовує алгоритми машинного навчання для автоматизованої оцінки альтернатив, враховуючи багатофакторний аналіз.

5. Вибір оптимального рішення – використовує навчені моделі для визначення оптимального рішення в реальному часі.

6. Екстраполяція на майбутнє – використовує прогностичні моделі для оптимізації ефективності обраного рішення на майбутнє.

7. Автоматизоване впровадження рішень із використанням систем моніторингу та звітності.

8. Контроль та оцінка – використовує системи машинного навчання для постійного контролю та автоматизованої оцінки результатів.

Математичний опис процесу оцінки альтернатив може бути адаптований для використання моделей штучного інтелекту та навчання:

$$R = f(M_1(D), M_2(C), \dots, M_k(A)), \quad (4)$$

де  $R$  – рейтинг альтернативи;

$M_1(D), M_2(C), \dots, M_k(A)$  – моделі, які представляють аналіз даних (D), визначення критеріїв (C), ідентифікацію альтернатив (A) тощо.

Для аналізу даних використовують як моделі машинного навчання, так і класичну аналітику. Найчастіше серед моделей машинного навчання використовують алгоритми класифікації та прогнозування для аналізу історичних даних й забезпечення ефективного прийняття рішень. Для цього використовують експертні системи для врахування досвіду та знань експертів при визначенні критеріїв та оцінки альтернатив. Процес оптимізації параметрів здійснюють на основі алгоритмів оптимізації для визначення оптимальних параметрів рішень, враховуючи обмеження та цілі. Також часто використовують навчання з підкріпленням для автоматизованого вдосконалення прийнятих рішень на основі навчання на прикладах. Свою ефективність показали і алгоритми кластеризації для ідентифікації груп схожих альтернатив та їхній спільний аналіз.

## 5. Застосування ситуаційного управління з урахуванням надійного штучного інтелекту на прикладі КРП Formica 1



Рисунок 2 – КРП Formica 1 виробництва AIUT, Польща

Велику увагу на підприємствах приділяють системам безпеки КРП для уникнення зіткнень та інших небезпечних ситуацій. Особливо важливим є питання безпеки у приміщеннях, де КРП працюють разом із людьми. Всі логістичні маршрути повинні бути побудовані на підприємстві таким чином, щоб мінімально пересікатися з маршрутами руху людей. Якщо побудувати такий марш-

рут не вдається, то будують його з максимальною безпекою для людей.

Наприклад, КРП Formica 1, який випускає польська фірма AIUT (рис. 2), важить 600 кг і може перевозити на собі вагу, що не перевищує 600 кг. Тому для екстрених зупинок КРП обладнують у всіх кутах червоними кнопками, натискання на які здійснює миттєву аварійну зупинку КРП. Для зменшення кількості аварійних зупинок виникає потреба у розробці методів надійного штучного інтелекту.

Аналіз безпеки використання КРП на промислових підприємствах з точки зору НШІ має на меті забезпечити безпеку як для робототехніки, так і для людей, які працюють поруч із ними. НШІ впроваджується для виявлення потенційних небезпек та попередження аварій, забезпечення безпеки персоналу та зниження ризику на робочому місці. Для виявлення небезпечних ситуацій аналізують дані, які отримуються від КРП та різних сенсорів, за допомогою НШІ. Ця технологія може виявити потенційно небезпечні ситуації, такі як зіткнення з перешкодами. У випадку виявлення небезпечної ситуації НШІ може автоматично взяти під контроль КРП для уникнення аварій та забезпечення безпеки навколишнього середовища і працівників. Також він може використовувати системи оповіщення та попередження для інформування персоналу про можливі небезпеки. Це може включати в себе сповіщення через мобільні додатки, світлові та звукові сигнали.

НШІ дозволяє проводити аналіз безпеки в реальному часі, що означає виявлення небезпечних ситуацій і негайну реакцію на них. Це зменшує час реакції на небезпеку та знижує ризик для працівників. НШІ може постійно навчатися на прикладі попередніх ситуацій та вдосконалювати свої навички щодо аналізу безпеки. Це допомагає запобігти подібним небезпечним ситуаціям. Він також може аналізувати дані про небезпечні ситуації та аварії для виявлення кореневих причин і розробки профілактичних заходів для їх запобігання. Такий підхід до аналізу безпеки з використанням надійного штучного інтелекту дозволяє промисловим підприємствам ефективно управляти ризиками та підвищувати безпеку в умовах використання КРП та присутності персоналу.

### 5.1. Мапа руху КРП Formica 1

На рис. 3 наведено приклад мапи руху КРП Formica 1 у межах одного поверху фірми AIUT, Глівіце, Польща.

Світло-коричневим кольором позначено ділянки маршруту, де рух КРП Formica 1 був заборонений. Це стаціонарні перешкоди на шляху, наприклад, стіни, стаціонарні робочі місця, де працюють люди, палети, ящики, які були на місці на момент картографування, та інші перешкоди. Синіми лініями позначено шлях, яким дозволено пересуватися КРП Formica 1. Навігаційні точки, між якими рухається КРП, позначені великими чорними колами з коричневою паличкою. Маленькі чорні крапки – це сегменти, на які розбитий весь маршрут. Сукупність навігаційних точок утворює агрегат, тобто логічну одиницю, в межах якої КРП повністю виконає завдання. Наприклад, одним з агрегатів є перевезення вантажу з пункту А в пункт С, яке складається з таких дій: завантаження вантажу в пункті А, під'їзд і очікування в черзі на розвантаження в пункті D, подальше перевезення вантажу і його розвантаження в пункті С.

Маршрут складається із пронумерованих відрізків із червоними та зеленими номерами. Сегменти червоні, якщо КРП рухається вперед, і зелені, якщо він рухається назад. Цим сегментам присвоюються унікальні номери при створенні мапи маршруту і не змінюються до тих пір, поки карта маршруту не буде модифікована. Кінцева зупинка – це місце, де КРП зупиняється і починає рух у зворотному напрямку. Таким чином, КРП виконує таку послідовність зупинок: А, D, С, В, А, D, С, В і т.д. Ділянки маршруту від А до D і від С до В рухаються вперед, а ділянки від А до D, від D до С і від В до А рухаються назад. Крім того, дорога від А до D зазвичай проходить в обох напрямках.

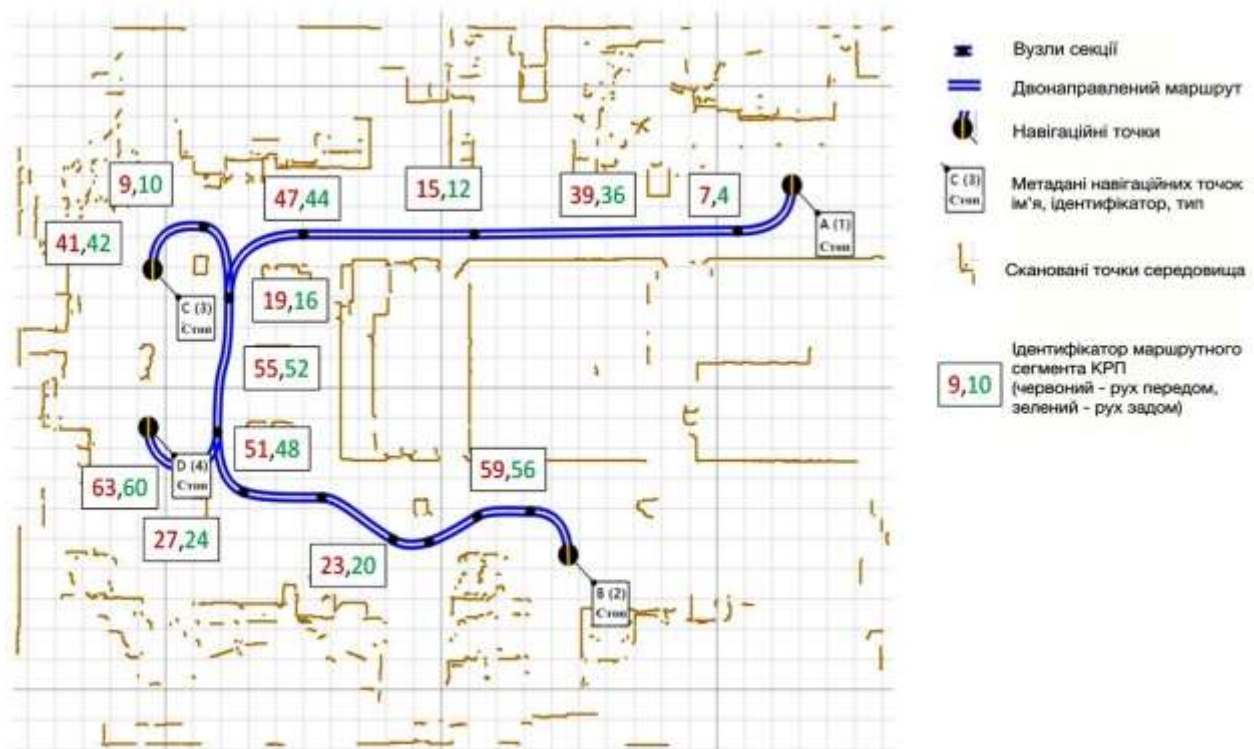


Рисунок 3 – Приклад мапи руху КРП Formica 1 в межах одного поверху фірми AIUT, Глівіце, Польща

## 5.2. Модель ситуаційного управління з урахуванням заряду акумуляторної батареї для КРП Formica 1

На рис. 4 представлено покрокову модель ситуаційного управління з урахуванням заряду акумуляторної батареї.

Перший етап – це збір даних із сенсорів КРП та їх аналіз. За допомогою сенсорів здійснюють збір інформації про розташування КРП, стан батареї, вантаж, швидкість тощо. В табл. 2 представлений опис типів параметрів КРП.



Рисунок 4 – Модель ситуаційного управління з урахуванням заряду акумуляторної батареї

Таблиця 2 – Опис типів параметрів КРП Formica 1

| <i>Назва рамки</i> | <i>Опис сигналу</i>                  |
|--------------------|--------------------------------------|
| TS                 | Мітка часу                           |
| GS                 | Загальні сигнали                     |
| SS                 | Сигнали безпеки                      |
| LED                | Стан світлодіодів                    |
| ES                 | Стани виключення                     |
| OS                 | Інші стани                           |
| WS                 | Сигнали ваги                         |
| G1LDS              | Група 1 – сигнали правого приводу    |
| G2RDS              | Група 2 – сигнали лівого приводу     |
| G3BS               | Група 3 – сигнали гальмування        |
| G4PAS              | Група 4 – сигнали штифтового приводу |
| G5LPS              | Група 5 – сигнали підйомної плити    |
| AI                 | Інформація про аварійні сигнали      |
| WI                 | Інформація про попередження          |
| MI                 | Інформація про повідомлення          |
| ODS                | Сигнали одометрії                    |
| ENS                | Енергетичні сигнали                  |
| IS                 | Сигнали нахилу                       |
| NNS                | Сигнали природної навігації          |
| NNCF               | Мітка часу                           |

На другому етапі розробляють модель прогнозування витрат енергії. Метою є створення моделі, яка може передбачити, скільки енергії буде витрачено КРП на певному маршруті або в конкретних ситуаціях. Це допомагає системі управління КРП приймати оптимальні рішення з урахуванням рівня заряду батареї. Для цього використовують алгоритми машинного навчання для прогнозування витрат енергії КРП на конкретному маршруті.

Це можуть бути лінійна регресія, нейронна мережа або інший алгоритм машинного навчання, здатний здійснювати прогнози на основі вхідних даних. Для прогнозування витрат енергії застосуємо штучну нейронну мережу із поглибленим навчанням для короткочасного середньострокового прогнозування напруги акумуляторних батарей із використанням інтелектуального аналізу даних. Модель здійснює прогнозування падіння напруги в елементі акумуляторної батареї КРП для кожного сегмента шляху, зображеного на рис. 3. Для навчання нейронної мережі використовують дані, зібрані в різних умовах і які включають рівень заряду батареї, швидкість руху, вагу вантажу, що перевозить КРП, тип поверхні, по якій прокладений маршрут, інтенсивність трафіку тощо.

На третьому етапі здійснюємо оцінку стану КРП. Це процес визначення поточного стану КРП на основі зібраних даних у реальному часі. Для вирішення цього завдання в ситуаційному управлінні з урахуванням заряду акумуляторної батареї КРП також можна використовувати нейромережі. Вхідними даними є розташування, швидкість, вантаж, стан батареї та інші параметри. Також подають дані щодо довкілля, наприклад, про трафік, перешкоди на промисловому об'єкті тощо. На вхідний шар нейромережі подають розташування, швидкість, стан батареї. На прихованих шарах виконують обчислення для виявлення складних залежностей у вхідних даних. Із вихідного шару отримують представлення прогнозованих параметрів (стан КРП). Далі проводять процес навчання нейромережі шляхом використання набору даних, де відомі вхідні та вихідні параметри. Також проводять

оптимізації ваг та параметрів нейромережі для мінімізації помилки прогнозування. Коли нейромережа навчена, то здійснюють прогнозування стану КРП. Далі її інтегрують у систему управління для підтримання прогнозованого стану КРП у реальному часі, а також використання цього прогнозу для прийняття рішень щодо маршрутів, швидкості руху та інших аспектів управління КРП.

На четвертому етапі здійснюють прийняття рішень для визначення оптимальних дій КРП. Модель визначає їх у залежності від різних факторів, зокрема, враховуючи прогнозовані витрати енергії, заряд батареї та поточний стан КРП. Модель прогнозує витрати енергії на основі вхідних параметрів, таких як швидкість КРП, стан батареї тощо. Оцінка поточного стану КРП включає в себе різні параметри, такі як розташування, рівень заряду батареї, вантаж і т.д. Використовуючи нейромережу для прийняття рішень, модель навчається визначати оптимальні дії для КРП в конкретних ситуаціях.

П'ятий етап – це система управління КРП, що передбачає застосування визначених рішень до системи керування КРП, оптимізуючи маршрути для ефективного використання заряду. Отримавши прийняті рішення від надійної системи прийняття рішень, система управління КРП виконує конкретні дії, щоб забезпечити ефективне виконання цих рішень. Варіанти управління можуть включати:

- Регулювання швидкості, тобто визначення оптимальної швидкості руху КРП з урахуванням витрат енергії та інших факторів.
- Керування маршрутом – зміна маршруту КРП для оптимізації використання заряду батареї та витрат енергії.
- Адаптація до змін ситуації, таких як виявлення перешкод або несподівані зміни у трафіку.
- Прийняття заходів для збереження енергії, таких як зменшення швидкості в енергоєфективних ділянках або використання режиму енергозбереження.
- Оптимізація розміщення та розподілу вантажу для мінімізації витрат енергії.

Усі ці аспекти об'єднуються в систему управління КРП, яка визначає конкретні дії та параметри, необхідні для ефективного виконання прийнятих рішень. Це може включати в себе використання алгоритмів керування, систем вибору шляху, регулювання швидкості, інтерфейсів з іншими КРП та системами управління, щоб забезпечити плавний та ефективний рух КРП в реальному часі.

### 5.3. Приклади використання ситуаційного управління з застосуванням надійного штучного інтелекту та з урахуванням заряду акумуляторної батареї для КРП Formica 1

Модель для ситуаційного управління, де враховується заряд акумуляторної батареї КРП Formica 1, побудована з використанням надійного штучного інтелекту. У цьому контексті важливо враховувати заряд для ефективного управління маршрутами та запобігання витрати енергії.

Перший етап – збір даних та їх аналіз.

| Field        | BEGINNING | ID    | Station | TIMESTAMP | NUMBER | VTR   | LENGTH | DATA     | ENDING   |       |
|--------------|-----------|-------|---------|-----------|--------|-------|--------|----------|----------|-------|
| Size (bytes) | 3         | 2     | 2       | 12        | 4      | 2     | 2      | variable | 3        |       |
| Byte number  | 1-3       | 4-5   | 6-7     | 8-19      | 20-23  | 24-25 | 26-27  | 28-39    | 40-42    |       |
| Format       | ASCII     | ASCII | INT     | WORD      | DTL    | UNIT  | INT    | INT      | variable | ASCII |
| Example      | F         | E     | D       |           |        |       |        |          | F        | >     |

Рисунок 5 – Фрейм структури збору даних КРП Formica 1



Всі представлені у табл. 2 типи параметрів КРП Formica 1 розміщені у фреймі, починаючи з 1 байту і до 162. На рис. 5 зображено фрейм структури збору даних КРП Formica 1. Вона реалізована на основі протоколу TCP.

Згідно з табл. 2, дані щодо енергоспоживання знаходяться в рамці ENS, яка розміщена від 83 байту до 98 байту. В ній йде запис таких параметрів:

- миттєве споживання струму (mA);
- напруга елемента живлення (mV);
- миттєве споживання енергії (W);
- миттєве споживання енергії (Ws);
- акумулятивне споживання енергії (Wh).

Наступних 3 байти є зарезервованими під інші функції, пов'язані з енергоспоживанням КРП Formica 1. Вони на даному етапі використання КРП Formica 1 є не задіяними. Таким чином здійснюється збір інформації про витрату енергії в залежності від швидкості, навантаження та інших факторів.

Другий етап – модель прогнозування витрат енергії. На рис. 6 представлено структуру розробленої нейромережевої прогностичної моделі. Для цього було проведено аналіз даних шляхом обчислення таких параметрів для кожного сегмента:

- Segment – номер зазначеного сегмента;
- Duration – середня тривалість присутності КРП Formica 1 у певному сегменті;
- Samples – середня кількість вибірок для даного сегмента;
- Voltage count delta – математичне очікування падіння напруги батареї після одного проходження даного сегмента;
- Voltage delta variance – дисперсія падіння напруги акумулятора після проходження певного сегмента;
- Mass – маса, яку КРП Formica 1 переносить на даному відрізку;
- Start segment voltage – усереднена напруга акумулятора на початку руху на даному сегменті.

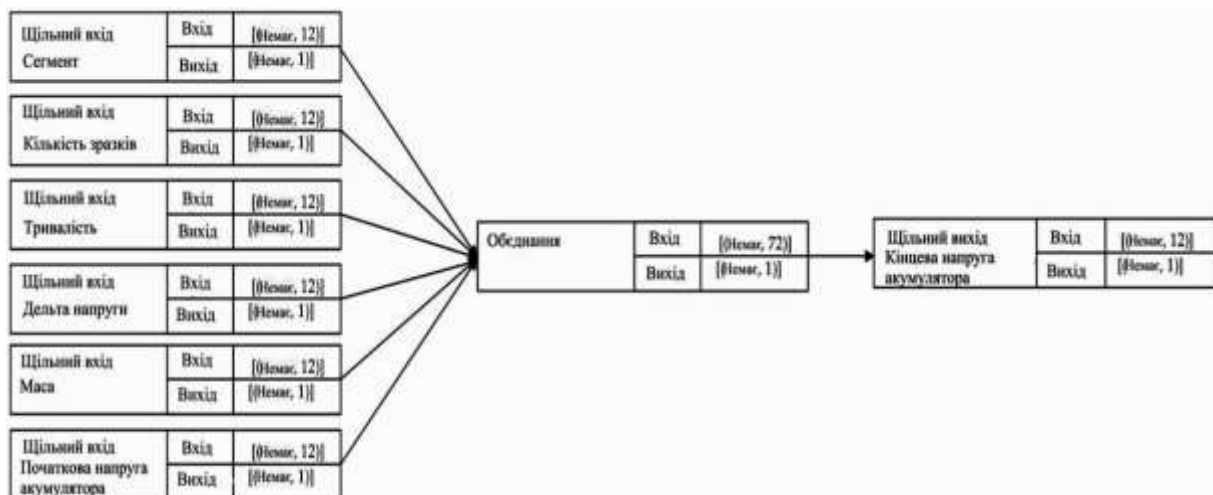


Рисунок 6 – Структура розробленої нейромережевої прогностичної моделі

На основі цих даних модель навчається встановлювати зв'язок між різними параметрами (наприклад, швидкість, вага вантажу) та витратою енергії. Далі проводять валідацію та налаштування нейронної мережі для забезпечення бажаної точності прогнозувань моделі за допомогою тестових даних. При необхідності вносять корективи для поліпшення точності прогнозів. Наступним етапом є інтеграція нейронної мережі в систему управління

КРП Formica 1. Після цього система може використовувати цю модель для прогнозування витрат енергії в реальному часі.

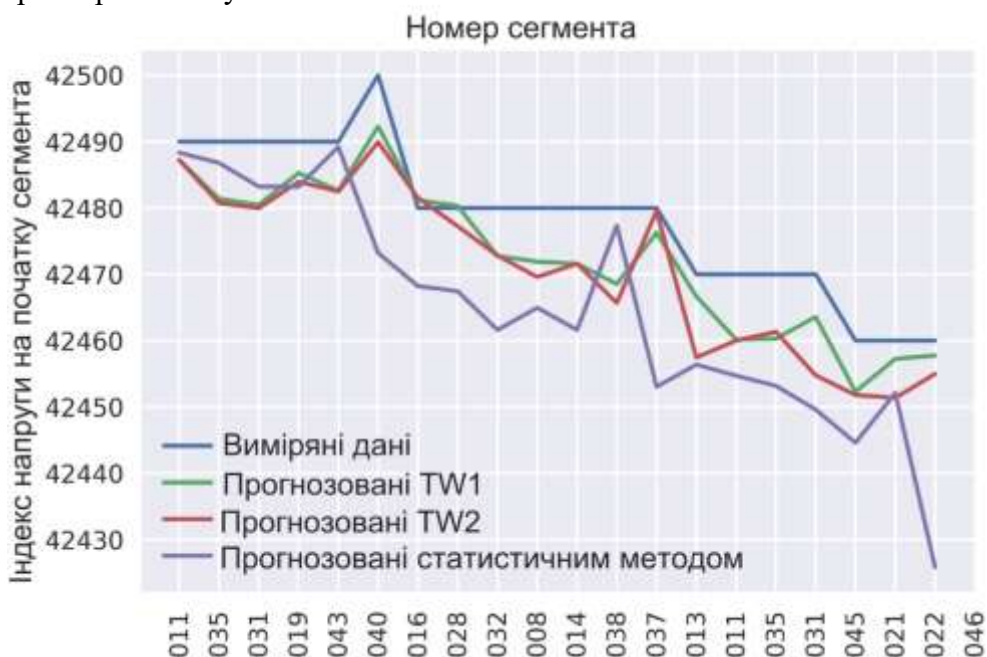


Рисунок 7 – Результати прогнозу для 21 наступного сегмента шляху КРП Formica 1

На рис. 7 зображено результати прогнозу для 21 наступного сегмента шляхом порівняння результатів прогнозів трьох моделей: статистичної, неймережевої з перенавчанням на кожному кроці (TW1) та неймережевої з прогнозуванням методом часових вікон на кожному кроці (TW2).

Похибки прогнозів представлені в табл. 3.

Таблиця 3 – Похибки прогнозів трьох прогностичних моделей

| Назва прогностичної моделі | MAPE (%) | RMS (%)  |
|----------------------------|----------|----------|
| TW1                        | 0,014653 | 0,003573 |
| TW2                        | 0,01867  | 0,004514 |
| Статистична                | 0,032447 | 0,003573 |

Третій етап – оцінка стану КРП Formica 1.

На основі результатів прогнозів можна надати системі управління КРП Formica 1 інструмент для передбачення того, як зміни у внутрішніх та зовнішніх умовах можуть вплинути на витрати його енергії. Такий прогноз дозволяє приймати оптимальні рішення щодо маршрутів та управління швидкістю КРП з огляду на збереження заряду батареї та максимізацію ефективності роботи.

Четвертий етап – прийняття рішень для визначення оптимальних дій КРП Formica 1.

У цьому контексті система приймає рішення щодо оптимальних дій КРП Formica 1 на основі зібраних та оброблених даних. Неймережі або інші алгоритми штучного інтелекту використовуються для моделювання функції, яка визначає оптимальні рішення в залежності від ситуації.

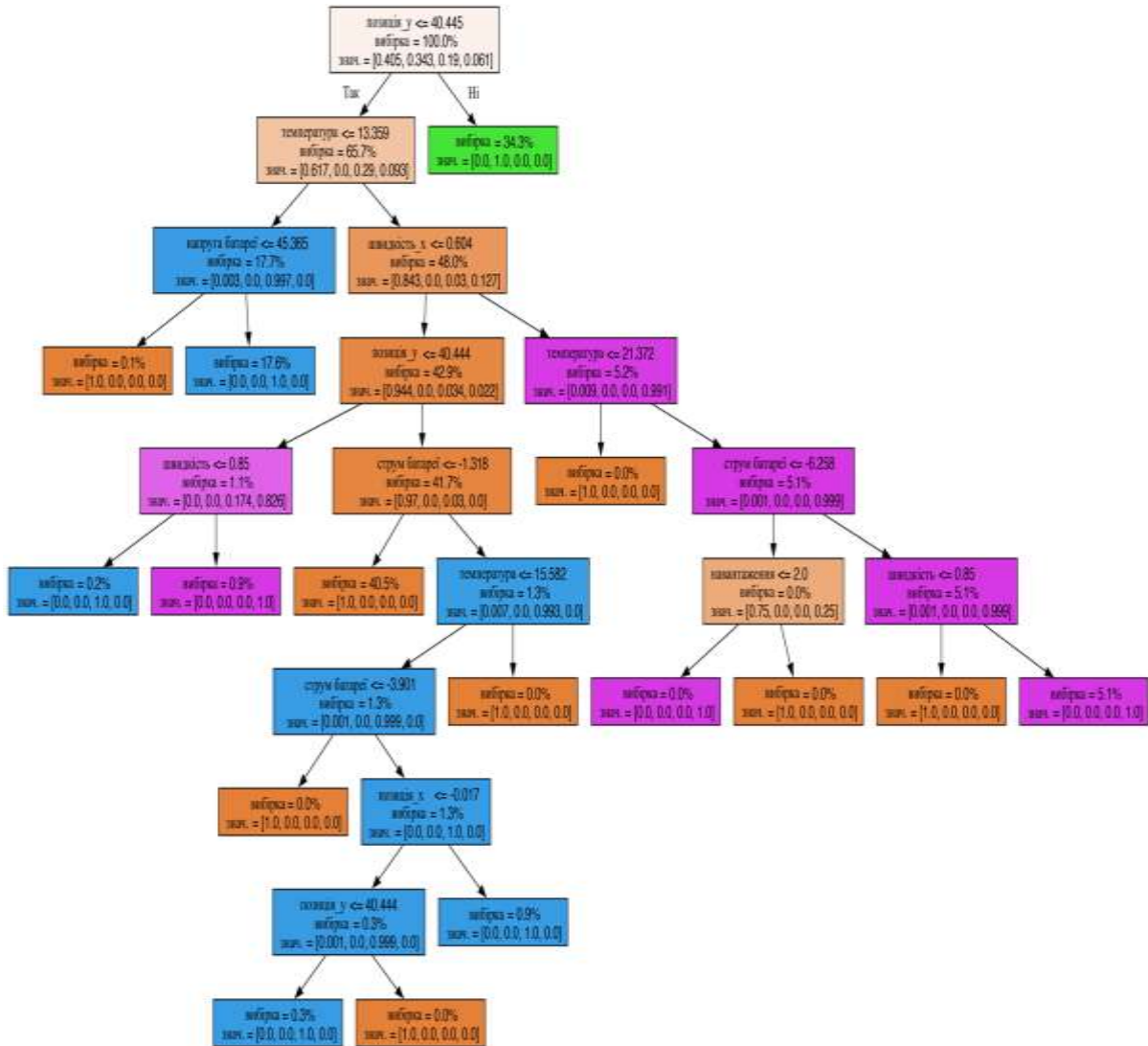


Рисунок 8 – Дерево рішень, побудоване за допомогою «випадкового лісу»

Застосуємо алгоритм «випадкового лісу» (Random Forest, RF) як дерево рішень. RF зазвичай використовується для вирішення проблеми перенавчання, що може виникнути при використанні одного дерева рішень. Він здатен працювати з великою кількістю ознак, а також автоматично оцінювати їх важливість. Його особливістю є те, що він використовує одразу кілька дерев рішень і робить прогноз, об'єднуючи їхні відповіді. Це дозволяє покращити точність та знизити ризик перенавчання порівняно з одиночним деревом рішень.

На рис. 8 представлено одне із трьох дерев, побудованих за допомогою алгоритму RF.

У результаті наочно видно, від яких параметрів та в якій мірі залежить розряд акумуляторної батареї КРП Formica 1. За рахунок ідеї об'єднання кількох «випадкових» дерев рішень можна отримати більш точний та стійкий прогноз.

П'ятий етап – система управління КРП Formica 1. Цей етап включає в себе використання визначених моделей прийнятих рішень для ефективного управління КРП Formica 1. Враховуючи інформацію про заряд батареї та витрати енергії, система управління КРП Formica 1 визначає оптимальний маршрут, який допомагає зберегти енергію та максимізувати робочий час. У залежності від заряду батареї та прийнятих рішень КРП Formica 1 може регулювати свою швидкість або вибирати режими руху, щоб ефективно використовувати доступний ресурс енергії. Враховуючи ситуаційні умови та інші параметри, система уп-

равління може взаємодіяти з іншими системами, такими як системи управління трафіком, щоб уникати конфліктів та оптимізувати рух. У разі змін у ситуації (наприклад, несподівана перешкода чи зміна умов руху) система управління може адаптувати стратегію для збереження енергії та досягнення мети.

Розроблений метод створює комплексну систему управління, яка використовує передові технології штучного інтелекту для ефективного прогнозування та оптимізації витрат енергії КРП Formica 1 у різних ситуаційних умовах. Його особливістю є поєднання НШІ та прогнозування витрат електричної енергії КРП; комплексний збір та аналіз даних; навчання та адаптація прогностичної моделі; ефективне управління маршрутами КРП; ефективне використання алгоритмів НШІ в управлінні.

## 6. Висновки

У даній роботі розроблено покращений метод ситуаційного управління, який інтегрує НШІ і усуває виявлені недоліки традиційних підходів. Проведено порівняльний аналіз традиційного та ситуаційного управління промисловими підприємствами, що використовують КРП, показавши ключові переваги і недоліки кожної з цих стратегій.

Здійснено порівняльний аналіз процедур оптимізації рішень при традиційному та в ситуаційному управлінні. Представлено схему процедури оптимізації рішень у ситуаційному управлінні з використанням штучного інтелекту, що забезпечує ефективне вирішення проблем у реальному часі. Математично описано процедуру оптимізації вибору рішень у загальному вигляді та адаптовано до ситуаційного підходу. Згідно з цим здійснено загальний аналіз процесу управління та оцінки альтернатив в ситуаційному управлінні КРП з урахуванням рішень надійного штучного інтелекту. В його основу покладено розроблену модель ситуаційного управління з урахуванням заряду акумуляторної батареї для КРП Formica 1. Вона складається з таких основних етапів:

- збір даних та їх інтелектуальний аналіз;
- розробка нейромережевої прогностичної моделі;
- оцінка стану КРП;
- прийняття рішень для визначення оптимальних дій КРП;
- використання моделей прийнятих рішень для ефективного управління КРП.

У межах проведеного дослідження розроблено метод інтелектуального аналізу даних, отриманих із сенсорів КРП за допомогою OPC UA – відкритого промислового міжплатформенного протоколу зв'язку для обміну даними в автоматизованих системах. Цей метод дозволяє розраховувати додаткові параметри для кожного сегмента шляху КРП. Точність прогностичної моделі, побудованої на основі нейронних мереж із глибоким навчанням, покращується за допомогою проведеного інтелектуального аналізу даних.

На основі здійснених прогнозів оцінюємо, як впливають зміни у внутрішніх та зовнішніх умовах на витрати електричної енергії КРП. Для прийняття рішень щодо вибору оптимальних дій КРП Formica 1, залежно від ситуацій, застосували алгоритм «випадкового лісу». На його основі побудували дерево рішень, яке враховує всі можливі ситуації та обґрунтовує ту, яка є найоптимальнішою з точки зору мінімізації витрат електричної енергії КРП.

Розроблену методологію успішно випробувано в умовах промислового підприємства на прикладі маршрутів КРП Formica 1 АІУТ, Глівіце, Польща. Відносно попередньо проведених досліджень [13, 14] середня абсолютна відносна похибка, виражена у відсотках для короткострокового прогнозу розряджання акумулятора КРП, зменшилася до 8 %. Це підтверджує високу ефективність запропонованого методу ситуаційного управління.

## СПИСОК ДЖЕРЕЛ

1. Zhan C., Jianning G., Yuanyuan L. Research on AGVS Dynamic Path Planning Method Based on UGNL. *Proc. of the 2020 2nd International Conference on Robotics, Intelligent Control and Artificial Intelligence*. New York, 2020. P. 1–6. DOI: [10.1145/3438872.3438873](https://doi.org/10.1145/3438872.3438873).
2. Martin X.A., Hatami S., Calvet L., Peyman M., Jugan A. Dynamic Reactive Assignment of Tasks in Real-Time Automated Guided Vehicle Environments with Potential Interruptions. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13 (6). P. 3708. DOI: [10.3390/app13063708](https://doi.org/10.3390/app13063708).
3. Lee M.S., Jang Y.J. The AGV Battery Swapping Policy Based on Reinforcement Learning. *2022 IEEE 18th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. China, 2022. P. 1479–1484. DOI: [10.1109/CASE49997.2022.9926504](https://doi.org/10.1109/CASE49997.2022.9926504).
4. Research of AGV Route Planning Algorithms. *3rd International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST)*. Guangzhou, 2021. P. 312–316. DOI: [10.1109/IAECST54258.2021.9696355](https://doi.org/10.1109/IAECST54258.2021.9696355).
5. Ramos-Soto A., Dacal N., Alcrudo M., Mosquera G., Areal J. Analysis of Automated Guided Vehicles Performance Based on Process Mining Techniques. *Journal Data Technologies and Applications*. 2023. DOI: [10.1108/DTA-02-2023-0054](https://doi.org/10.1108/DTA-02-2023-0054).
6. Rey R., Corzetto M., Cobano J., Merino L., Caballero F. Human-Robot Co-working System for Warehouse Automation. *2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. Spain, 2019. P. 578–585. DOI: [10.1109/ETFA.2019.8869178](https://doi.org/10.1109/ETFA.2019.8869178).
7. Sikora L., Tkachuk R., Lysa N., Dronyuk I., Fedevych O. Information and Logic Cognitive Technologies of Decision-making in Risk Conditions. *IntellITSIS*. Khmelnytskyi, 2020. P. 340–356.
8. Grznar P., Gregor M., Gaso M., Gabajova G., Schickerrle M., Burganova N. Dynamic Simulation Tool for Planning and Optimization of Supply Process. *International Journal of Simulation Modelling*. 2021. Vol. 20 (3). P. 441–452. DOI: [10.2507/IJSIMM20-3-552](https://doi.org/10.2507/IJSIMM20-3-552).
9. Tamási T., Kis T. Decentralized and Prioritized Algorithm for AGV Fleet Management. *IFAC-PapersOnLine*. 2021. Vol. 54 (1). P. 98–103. DOI: [10.1016/j.ifacol.2021.08.155](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.08.155).
10. Guo Y., Zhang W., Qin Q., Chen K., Wei Y. Intelligent Manufacturing Management System Based on Data Mining in Artificial Intelligence Energy-Saving Resources. *Soft Computing*. 2023. Vol. 27 (7). P. 4061–4076. DOI: [10.1007/s00500-021-06593-5](https://doi.org/10.1007/s00500-021-06593-5).
11. Wang Z., Sheng C., Zhiyong W., Lei Z. Design of AGV Human-Machine Interactive Control System. *Journal of Physics. Conference Series*. 2020. Vol. 1678 (1). P. 012009. DOI: [10.1088/1742-6596/1678/1/012009](https://doi.org/10.1088/1742-6596/1678/1/012009).
12. Гречанінов В.Ф. Теорія ситуаційного управління та практика реалізації на прикладі базового моделюючого комплексу сектора безпеки і оборони. *Математичні машини і системи*. 2021. № 4. С. 15–34.
13. Pavliuk O., Steclik T., Biernacki P. The forecast of the AGV battery discharging via the machine learning methods. *2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*. Osaka, Japan, 2022. P. 6315–6324. DOI: [10.1109/BigData55660.2022.10020968](https://doi.org/10.1109/BigData55660.2022.10020968).
14. Pavliuk O., Cupek R., Steclik T., Medykovskyy M., Drewniak M. A Novel Methodology Based on a Deep Neural Network and Data Mining for Predicting the Segmental Voltage Drop in Automated Guided Vehicle Battery Cells. *Electronics*. 2023. Vol. 12, N 22. P. 4636. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics12224636>.

Стаття надійшла до редакції 17.01.2024