

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА АНАЛІЗУ ПРОЦЕСІВ СПОЖИВАННЯ ЗАРЯДУ АКУМУЛЯТОРНИМИ БАТАРЕЯМИ

Олена Павлюк^{1,2}, Микола Медиковський¹, Наталія Лиса¹, Мирослав Міщук¹

¹ Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра автоматизованих систем управління, Львів, Україна

² Сілезький технологічний університет,
кафедра розподілених систем та інформаційних пристроїв, Глівіце, Польща

E-mail: olena.m.pavliuk@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-4561-3874

E-mail: mykola.o.medykovskiy@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-2492-8578

E-mail: nataliia.k.lysa@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-5513-9614

E-mail: myroslav.mishchuk.knm.2019@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-8723-2514

© Павлюк О. М., Медиковський М. М., Лиса Н. М., Міщук М. В., 2023

У статті розроблено інтелектуальну систему аналізу та нейромережевого прогнозування споживання заряду акумуляторної батареї для автоматизованих транспортних засобів (АКТЗ). Для цього проаналізовано типи АКТЗ та методи ефективного прогнозу споживання заряду їх акумуляторної батареї. Встановлено, що вони ґрунтуються на: процесах оптимального керування роботом; застосуванні технологій для підвищення ємності та продовження терміну служби батареї; використанні систем моніторингу та прогнозування стану батареї тощо.

Дані для прогнозу зібрано за допомогою UAExpert OPC UA client, який дав змогу перетворити інформативні компоненти даних у формат, придатний для подальшого опрацювання (csv). Для видалення викидів у сигналах виконано дисперсійний аналіз кожного параметра АКТЗ. Втраченими вважалися дані, для яких значення сигми перевищувало 1,5, їх заміняли ковзним середнім 12 точок (кількості входів ШНМ). Для навчання, верифікації та тестування нейромережі вибрали параметри з високою та середньою додатною кореляційною залежністю, визначені згідно з коефіцієнтом кореляції Пірсона. Коротко- та середньострокове прогнозування споживання заряду акумуляторної батареї для АКТЗ здійснювали на основі ШНМ з глибинним навчанням, модель якої була протестована у двох режимах: прогнозування та передбачення.

Досліджено ефективність розробленої системи її тестуванням на даних, отриманих з АКТЗ Formica-1. Середня абсолютна похибка тестування становила менше ніж 1 %. Найбільше значення похибки прогнозування було меншим за 9 % під час прогнозування таких параметрів, як поточне положення та X-координата, що корелюють зі споживанням заряду акумуляторної батареї для АКТЗ. Експериментально встановлено підвищення точності прогнозу споживання заряду акумуляторної батареї для різнотипних АКТЗ.

Ключові слова: автоматизовані керовані транспортні засоби; індустрія 4.0; штучний інтелект; штучні нейронні мережі; аналіз даних.

Вступ. Постановка проблеми

Автоматизовані керовані транспортні засоби (АКТЗ) – це мобільні роботи, які можуть автономно транспортувати матеріали, компоненти або готову продукцію у межах виробничого

підприємства, складу чи центру розподілу [1–3]. Вони є важливим компонентом Індустрії 4.0, останньої промислової революції, що характеризується використанням передових технологій, таких як інтернет речей, штучний інтелект і робототехніка. Призначення АКТЗ у Індустрії 4.0 таке [4–7]:

1. Автоматизація опрацювання матеріалів. АКТЗ може автоматизувати завдання з опрацювання матеріалів, такі як транспортування сировинних матеріалів, інвентарю для роботи та готової продукції, що може зменшити необхідність у ручній праці, підвищити ефективність та збільшити пропускну здатність.

2. Підвищення продуктивності. АКТЗ може працювати цілодобово та бути програмованим для оптимізації маршрутів, зменшення часу простою та поліпшення потоку роботи, а це може збільшити продуктивність та пропускну здатність.

3. Підвищення безпеки. АКТЗ оснащений давачами та камерами, тому може безпечно маневрувати навколо людей, перешкод та іншого обладнання, зменшуючи ризик аварій та травм на робочому місці.

4. Збільшення гнучкості. АКТЗ можна швидко та легко перепрограмувати та переспрямувати, що допомагає виробникам адаптуватися до змінних вимог виробництва та попиту споживачів.

На ринку пропонують велику кількість АКТЗ, кожен з яких має унікальні характеристики та можливості [8–11]. Вони можуть бути запрограмовані для виконання різних завдань під час створення розумних фабрик та автоматизованих виробничих процесів, даючи змогу підвищувати ефективність, знижувати витрати та збільшувати безпечність на робочому місці. АКТЗ можна використовувати в небезпечних середовищах, наприклад, із високими температурами, хімічними речовинами або радіацією, коли втручання людини є небезпечним або неможливим. Їх можна запрограмувати на гнучку та адаптивну роботу, швидкого реагування на зміни виробничих вимог і зміну пріоритетів [12–15]. Також можна використовувати для широкого спектра застосувань, від транспортування сировинних матеріалів до доставки готових продуктів кінцевим користувачам. Отже, вони можуть поліпшити управління ланцюгом поставок, забезпечуючи відстеження та моніторинг рівнів запасів у реальному часі, підвищуючи точність прогнозування попиту та управління запасами. Використання АКТЗ підвищує безпеку, усуваючи ризик аварій, що виникають внаслідок помилок людей у задачах з оброблення матеріалів, тим самим знижуючи витрати на працю. Проте для якісного виконання описаних завдань, поставлених перед АКТЗ, необхідно з високою точністю передбачати споживання ним заряду акумуляторної батареї [11, 16, 17].

Аналіз досліджень і публікацій

Результати досліджень, висвітлені у публікаціях, спрямовані на вирішення проблем, пов'язаних із ефективним та безпечним функціонуванням АКТЗ у виробничому середовищі, за допомогою використання інтелектуальних технологій, таких як машинне навчання, аналіз даних та алгоритми штучного інтелекту. Дослідження зазначених питань дає можливість підвищити ефективність процесів перевезення виробів, зменшити ризики зіткнень та інших аварійних ситуацій, а також підвищити точність та швидкість планування маршрутів руху АКТЗ з метою економного використання заряду акумуляторної батареї. Серед іншого у публікаціях розглянуто виклики та проблеми, пов'язані з енергоефективністю інтелектуалізованих АКТЗ, та запропоновано способи їх вирішення.

Відомі методи забезпечення енергоефективності АКТЗ [16–19] можна розділити на такі групи:

1. Використання енергоефективних компонентів, таких як двигуни з високим коефіцієнтом корисної дії, енергоефективні контролери й акумулятори з високою ємністю, що може допомогти знизити споживання енергії.

2. Оптимізація маршрутів допоможе зменшити витрати на пересування АКТЗ. Наприклад, алгоритми, що враховують трафік на складі, можуть допомогти АКТЗ уникати заторів і скоротити час пересування, а також зменшити витрати енергії, забезпечуючи оптимальний шлях проходження для рухомого об'єкта. Цього можна досягти за допомогою алгоритмів, що враховують топологію приміщення, розміщення вантажів та параметри рухомого об'єкта.

3. Використання технологій рекуперації енергії може збільшити ефективність енергоспоживання АКТЗ завдяки перетворенню енергії, що виникає під час гальмування, на електричну енергію, яка потім може бути використана для живлення АКТЗ. Це дає змогу зберігати енергію, яка витрачалася на гальмування, і відновлювати її для подальшого використання.

4. Використання технології “сонячного проміння”: сонячні панелі встановлюють на даху АКТЗ, що дає змогу їм дозаряджати свої акумулятори за рахунок сонячної енергії. Це знизить витрати на електроенергію та збільшить автономію робота.

5. Використання системи управління енергоспоживанням може регулювати енергоспоживання АКТЗ згідно з його станом та виконуваними завданнями. Наприклад, система може вимикати певні компоненти АКТЗ, які не використовуються, щоб знизити споживання енергії.

6. Використання компонентів зі зменшеним енергоспоживанням може сприяти зниженню витрат енергії АКТЗ: наприклад, батарей з високою енергоефективністю, двигунів з ефективним використанням енергії та давачів, що споживають менше енергії.

7. Застосування систем контролю енергоспоживання може допомогти встановити точки зменшення споживання енергії АКТЗ. Наприклад, можна використовувати давачі, щоб автоматично вимикати рухомі об’єкти на тих ділянках заводу, де вони не потрібні, або припинити рух АКТЗ, коли вони транспортують пусту платформу.

У публікації [19] розглянуто питання розроблення інтелектуальної системи керування АКТЗ з метою оптимізації перевезення виробів у виробничому середовищі. В ній запропоновано новий метод інтелектуального керування АКТЗ на основі використання нейронних мереж та методів аналізу даних, зокрема алгоритми нейронних мереж, для підвищення ефективності транспорту АКТЗ та зниження часу на переключення між завданнями. Автори також розглядають питання розподілу навантаження між різними АКТЗ та планування маршрутів, що дає змогу зменшити час простою транспорту, підвищити загальну продуктивність системи та знижувати споживання акумуляторної батареї. Автори публікації [200] запропонували новий інтелектуальний алгоритм маршрутизації для АКТЗ із використанням алгоритмів штучного інтелекту та аналізу даних, зокрема машинне навчання та генетичний алгоритм, для розроблення алгоритму маршрутизації. Вони також враховують різні фактори, які впливають на вибір маршруту, такі як обмеження на час, відстань, поточні навантаження та стан транспорту АКТЗ. Він дає змогу АКТЗ оптимально планувати свій маршрут згідно з наявними даними про виробничий процес та стан виробничого середовища.

У статті [21] запропоновано нову методику інтелектуального керування АКТЗ з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ), що дає змогу підвищити ефективність системи матеріалопотоку на основі алгоритмів генетичного програмування. Розроблену методику можна використовувати для визначення оптимальних маршрутів для АКТЗ, а алгоритм імунного відгуку – для підвищення ефективності системи управління матеріалопотоком. Також у статті [22] розглянуто використання штучної нейронної мережі для передбачення майбутніх навантажень та оптимізації простору зберігання. Автори статті [23] розглянули, як оптимізувати планування руху АКТЗ з використанням методів машинного навчання та оптимізації з метою підвищення ефективності та точності системи. В ній запропоновано використання алгоритму генетичного програмування та Q-навчання для розкладання завдань і оптимізації пропускної здатності системи. Вони також розглядають використання алгоритмів нейронних мереж для прогнозування навантажень та забезпечення точнішого планування завдань. Це дослідження дає можливість розробити нові алгоритми, які допоможуть АКТЗ оптимально планувати свій маршрут з урахуванням різних факторів, таких як вага вантажу, швидкість руху, заряд акумуляторної батареї тощо.

Проблему виявлення та уникнення зіткнень АКТЗ у складському середовищі з використанням системи штучного інтелекту висвітлено в роботі [24]. У цій публікації застосовано методи машинного навчання, зокрема глибинне навчання та розпізнавання об’єктів, для розроблення інтелектуальної системи уникнення зіткнень. Система враховує різні фактори, такі як швидкість руху транспорту,

відстань до перешкод та поточний стан транспорту, щоб забезпечити його ефективний рух у складському середовищі. Новий алгоритм динамічного планування руху АКТЗ з використанням багатокриптеріальної оптимізації описано в статті [25]. Він враховує різні критерії, такі як час, вартість та енергоефективність, а також динамічні зміни у виробничому середовищі, такі як зміна вимог до виробництва та зміна розташування об'єктів у просторі, та адаптує планування в реальному часі.

У статті [26] виконано порівняльний аналіз інтелектуальних алгоритмів маршрутизації для АКТЗ з метою визначення найефективнішого алгоритму вирішення цього завдання. Автори порівнюють різні методи маршрутизації АКТЗ, зокрема генетичні алгоритми, нейронні мережі та методи оптимізації. Дослідження виконано на основі імітаційної моделі промислової системи з урахуванням різних факторів, таких як обмеження швидкості, обмеження пропускної здатності та інші технічні параметри. У публікації [27] розроблено систему інтелектуального керування АКТЗ з використанням методів машинного навчання та аналізу даних для розроблення імітаційної моделі системи АКТЗ та алгоритму управління, який забезпечує оптимальне розподілення ресурсів та координацію дій транспорту.

Публікація [28] містить огляд методів та алгоритмів, використовуваних для вирішення проблем маршрутизації та планування руху АКТЗ в автоматизованих виробничих системах. В статті також розглянуто основні проблеми та виклики, пов'язані з інтелектуалізацією АКТЗ, та запропоновано способи їх вирішення. В [29] автори розробили гібридну модель штучного інтелекту на основі нечіткої логіки, що забезпечує АКТЗ навігацію у гнучких виробничих системах. У статті детально описано розроблення та валідацію запропонованої моделі. Також у публікації [30] автори розглядають проблему маршрутизації та планування руху АКТЗ в умовах змінних виробничих задач та об'єктів. У статті запропоновано методіку адаптивної маршрутизації та планування руху АКТЗ із використанням методу оптимізації на основі імітаційного моделювання. Динамічний алгоритм планування маршруту для АКТЗ, який забезпечує ефективність та точність руху АКТЗ в реальному часі, детально висвітлено в роботах [31, 32]. Проте у більшості згаданих публікацій як параметр не враховано ефективне споживання заряду акумуляторної батареї АКТЗ.

У публікації [33] автори проаналізували методи машинного навчання, які використовуються для прогнозування розряджання акумуляторів АКТЗ з урахуванням різних чинників, які впливають на розряджання акумулятора, таких як швидкість руху АКТЗ, вага вантажу, тип роботи тощо. Дослідники проаналізували часові ряди та вибраний алгоритм необхідного передопрацювання даних. Цей алгоритм передбачає доповнення, приглушення спонтанних піків, відновлення втрачених даних та нормалізацію даних. У роботі запропоновано нейромережевий підхід до передбачення розряджання батареї, який ґрунтується на ймовірнісних характеристиках квазістохастичного сигналу із використанням часового вікна.

Аналіз наукових публікацій дав змогу виявити необхідність розроблення інтелектуальної нейромережевої системи аналізу процесів споживання заряду акумуляторної батареї АКТЗ в Індустрії 4.0, перевірити ефективність розробленого програмного засобу на прикладі Formica-1.

Формулювання мети статті

Мета роботи – розроблення інтелектуальної системи аналізу процесів споживання заряду акумуляторної батареї для АКТЗ за допомогою нейронної мережі з попередньою верифікацією даних на основі дисперсійного та кореляційного аналізів.

Досягнення поставленої у роботі мети передбачає виконання таких завдань:

- збирання даних та перетворення їх у зручний для опрацювання формат;
- встановлення кореляції між параметрами, від яких залежить споживання заряду акумуляторної батареї для АКТЗ;
- застосування дисперсійного аналізу для виявлення та вилучення частково втрачених даних;
- розроблення структури штучної нейронної мережі з глибинним навчанням для здійснення коротко- та середньотермінового прогнозу споживання заряду акумуляторної батареї для АКТЗ;

· реалізація розробленої інтелектуальної системи мовою Python та її тестування на АКТЗ Formica-1.

Об'єктом дослідження є процеси споживання електричної енергії АКТЗ.

Предмет дослідження – методи та засоби нейромережевого прогнозування споживання заряду акумуляторної батареї з попередньою верифікацією даних.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у інтелектуалізації АКТЗ із застосуванням розробленої системи нейромережевого прогнозування споживання заряду його акумуляторної батареї. Особливістю реалізації є програмний модуль, написаний мовою Python, який поєднує в собі: методи збирання та верифікації даних; виявлення та видалення частково втрачених даних; встановлення кореляційних залежностей між параметрами, від яких залежить споживання заряду акумуляторної батареї АКТЗ; коротко- та середньотермінове нейромережеве прогнозування із можливістю перенавчання на нові дані.

Виклад основного матеріалу

Залежно від потреб та можливостей підприємства можуть використовуватися різні методи забезпечення енергоефективності АКТЗ. Наприклад, встановлення електродвигунів високої ефективності може допомогти знизити витрати електроенергії під час роботи. Або забезпечення батареями з високою ємністю уможливорює довший безперервний цикл роботи АКТЗ без необхідності заряджання. На дорожчих версіях АКТЗ використовують системи рекуперації енергії. Це дає змогу заряджати батареї під час гальмування та сповільнення, що допомагає зменшити загальну кількість енергії, необхідної для їх роботи.

Інші методи забезпечення енергоефективності передбачають оптимізацію шляху руху за допомогою алгоритмів, з використанням систем рекуперації енергії, які дають змогу повернути енергію під час гальмування і зменшити витрати електроенергії. Також розумні системи управління заряджанням дають можливість ефективно заряджати АКТЗ та контролювати споживання енергії. Важливим аспектом енергоефективності АКТЗ є вибір правильного джерела живлення, такого як батареї, гібридні системи тощо. Кожен тип джерела живлення має певні переваги та недоліки, і вибір повинен ґрунтуватися на конкретних вимогах та умовах застосування.

Важливим завданням є розроблення та застосування алгоритмів для вибору оптимальних маршрутів. Це може допомогти зменшити час та відстань, яку АКТЗ має подолати, що дає змогу зменшити витрати енергії. Встановлене на ньому автовимкнення у режимі простою допомагає зменшити споживання електроенергії та зберегти заряд батареї. Усі ці методи можна застосовувати окремо або в комбінації.

Загалом методи забезпечення ефективного споживання акумуляторної батареї АКТЗ можна поділити на:

1. Використання алгоритмів, що дають змогу оптимально керувати роботом з урахуванням стану акумуляторної батареї.
2. Використання систем управління енергоспоживанням для підтримки ефективного використання акумуляторної батареї.
3. Розроблення технологій, що дасть можливість підвищити ємність акумуляторної батареї та продовжити її термін служби.
4. Використання акумуляторних батарей з високою ефективністю перетворення енергії.
5. Використання різних методів заряджання, що дають змогу швидко та ефективно заряджати акумуляторну батарею.
6. Використання розумних алгоритмів керування, що дозволяють підтримувати оптимальний рівень заряду акумуляторної батареї.
7. Використання систем збереження енергії, що дозволяють підвищити ефективність використання акумуляторної батареї.

8. Використання технологій швидкого заряджання, що уможливають швидке та ефективне заряджання акумуляторної батареї.

9. Використання спеціальних систем моніторингу, щоб відстежувати стан акумуляторної батареї та вчасно попереджати про її несправність.

10. Використання спеціальних алгоритмів керування, що дають змогу знижувати споживання енергії акумуляторною батареєю в періоди, коли це можливо згідно із технологічним процесом.

11. Використання методів оптимізації руху АКТЗ, що зменшують споживання енергії акумуляторною батареєю.

12. Використання систем, що дають змогу підтримувати оптимальну температуру акумуляторної батареї, а це знижує її споживання.

13. Використання методів прогнозування споживання енергії, що дають можливість забезпечити оптимальний рівень заряду акумуляторної батареї.

14. Використання енергоефективних компонентів та технологій виготовлення акумуляторних батарей.

15. Використання технологій регенерації акумуляторних батарей, що продовжують термін їхньої служби.

16. Використання систем, що дають змогу підтримувати оптимальний рівень напруги та струму під час заряджання акумуляторної батареї.

17. Використання технологій моніторингу та діагностики, що дають можливість відстежувати стан акумуляторної батареї та забезпечити її належне обслуговування.

18. Використання технологій виготовлення акумуляторних батарей з високим рівнем безпеки та ефективності.

19. Використання систем автоматичного заряджання

На рис. 1 класифіковано основні математичні методи, які використовують для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ.



Рис. 1. Класифікація основних математичних методів, які використовують для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ

Методи багатокритеріальної оптимізації є ефективними інструментами для вирішення складних завдань аналізу процесів споживання заряду акумуляторними батареями. Вони аналізують і враховують одночасно велику кількість критеріїв. Використання цих методів допомагає знайти компроміс між різними критеріями і забезпечити оптимальний розв'язок для всіх потрібних параметрів. Комбінуючи різні методи, можна отримати кращий результат.

Метод динамічного програмування використовують для розв'язання задачі оптимізації з великою кількістю варіантів рішення. Він полягає у тому, що заряд батареї можна розглядати як послідовність станів, які змінюються із часом. Кожен стан відображає рівень заряду батареї, а кожен часовий крок являє собою перехід між станами. Метод динамічного програмування використовують, щоб знайти оптимальне вирішення проблеми прогнозування зниження заряду батареї, яке ґрунтується на мінімізації функції витрат. Цей метод дає змогу розрахувати оптимальний рівень заряду батареї на основі історичних даних та прогнозувати спад заряду на майбутній період часу.

Метод градієнтного спуску застосовують для виявлення мінімуму або максимуму функції за допомогою ітеративного підходу для знаходження мінімальної потреби в енергії для кожної операції. Основна ідея методу полягає у знаходженні мінімального значення функції витрат, наприклад, функції, яка описує споживання акумуляторної батареї, із поступовим зміщенням значень параметрів моделі у напрямку, протилежному до градієнта функції витрат. Градієнт функції витрат показує напрямок зростання функції витрат та є важливим показником для оцінювання ефективності оптимізації. Для використання методу градієнтного спуску, для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ спочатку необхідно побудувати математичну модель, яка описує розрядження акумуляторної батареї залежно від різних параметрів, наприклад, швидкості руху, ваги вантажу тощо. Потім необхідно визначити функцію витрат, яка показує, наскільки точно модель описує розрядження батареї. Наступним кроком є розрахунок градієнта функції витрат залежно від параметрів моделі та зміщення параметрів у напрямку зменшення функції витрат. Для підвищення ефективності оптимізації можна використовувати додаткові техніки, такі як регуляризація, пакетний градієнтний спуск, різноманітні алгоритми розподілу тощо.

Метод стохастичного градієнтного спуску є одним із найпоширеніших методів оптимізації в машинному навчанні, зокрема, для задач класифікації та регресії. Основна ідея цього методу полягає у тому, щоб на кожному кроці вибрати випадкову підмножину даних з навчального набору і використовувати її для розрахунку градієнта функції витрат. Цей підхід дає змогу зменшити обчислювальну складність та сприяє ефективнішій оптимізації, оскільки на кожному кроці працюють з меншим обсягом даних. Крім того, для забезпечення ефективнішої оптимізації можна застосувати додаткові техніки, такі як регуляризація, пакетний градієнтний спуск, різноманітні розподілені алгоритми тощо.

Метод Нелдера – Міда – це ітеративний метод, що не потребує обчислення похідних функції для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ. Для цього спочатку необхідно визначити функцію, яка описує розрядження акумуляторної батареї залежно від різних параметрів. Наступним кроком є вибір початкового симплексу, що зазвичай виконується випадково. Потім метод виконує ітерації, на кожній з яких відбувається перестановка вершин симплексу та оцінка функції витрат на новій точці. Якщо нова точка дає кращий результат, то вона замінює найгіршу точку симплексу. Процес повторюється доти, доки не буде досягнуто заданого критерію зупинки.

Метод Хука – Дживса є методом без похідних, який ґрунтується на пошуку за зразком, що дає змогу шукати мінімум функції без необхідності обчислювати її похідні. Основна ідея методу Хука – Дживса полягає у тому, щоб знайти мінімум функції, збільшуючи поточну точку уздовж кожної з координат до того моменту, коли мінімум буде досягнутий. Якщо мінімум не виявлено, то точка повертається до початкової позиції, а потім здійснюється ітераційний процес із новими параметрами пошуку. Спочатку необхідно визначити функцію, яка описує розрядження акумуляторної батареї залежно від різних параметрів. Наступним кроком є вибір початкової точки пошуку, що зазвичай виконується випадково. Далі метод виконує ітерації, на кожній з яких відбувається пошук із використанням зразків. Пошук з використанням зразків полягає у тому, щоб почати пошук з поточної точки

і збільшувати координати в напрямку мінімуму функції до того моменту, поки не буде досягнуто мінімуму. Якщо мінімуму не буде знайдено, то точка повертається до початкової позиції, а потім здійснюється пошук з новими параметрами пошуку. Цей процес повторюється до досягнення задовільного результату або виконання обмежень на кількість ітерацій, або зупинки пошуку за іншим критерієм зупинки. Метод Хука – Дживса може бути ефективним для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ, оскільки може працювати із функціями, які не мають аналітичного виразу для похідних, а також з функціями, у яких багато локальних мінімумів. Однак метод може бути повільним, коли функція має багато змінних, оскільки кожен координату необхідно перевірити окремо.

Метод частинок – це один із методів метаевристичної оптимізації, розв’язок якого представляється як популяція “частинок”, кожна з яких має свої координати та швидкість руху в просторі параметрів. Початкові координати та швидкості частинок вибирають випадково. У кожен момент часу кожен частинку оцінюють за допомогою функції цілі, що визначає якість рішення. Потім кожна частинка оновлює свою швидкість та координати, використовуючи свої попередні значення, попередні значення найкращої частинки у популяції та попередні значення найкращої частинки самої частинки. Цей процес повторюється доти, доки не буде досягнуто заданої точності або максимальної кількості ітерацій. У випадку оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ функцією цілі може бути функція, що максимізує час роботи або мінімізує витрати енергії. Відповідні параметри можуть залежати від заряду батареї, відстані, швидкості руху та інших факторів.

Метод імунного алгоритму є еволюційним методом оптимізації, який моделює процеси імунної системи організму. Він працює на основі створення популяції індивідів (або антитіл), які представляють потенційні розв’язки задачі. Кожен індивід має свої генетичні характеристики, які можуть охоплювати параметри, такі як швидкість, напрямок руху тощо. Алгоритм використовує процеси стимулювання та селекції, щоб просунутися в напрямку кращих рішень. Зокрема, кожного індивіда оцінюють на підставі функції вартості, яка визначає, наскільки добре він розв’язує задачу оптимізації. В індивідів з вищими значеннями функції вартості більша ймовірність бути вибраними для продовження еволюції. Щоб оптимізувати споживання акумуляторної батареї АКТЗ, алгоритм може використовуватися для пошуку оптимальних значень параметрів, які впливають на споживання енергії, такі як швидкість руху, розмір батареї, потужність тощо.

Метод генетичних алгоритмів – ефективний метод оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ, оснований на еволюційних принципах, що дає змогу шукати оптимальне рішення, створюючи кращі комбінації параметрів. Починається зі створення початкової популяції рішень, яка складається з індивідів. Кожен індивід містить генетичну інформацію, що кодує рішення. У випадку оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ ці генетичні параметри можуть охоплювати, наприклад, електричний струм, напругу, температуру та інші параметри, що впливають на розрядження акумуляторної батареї. Після створення початкової популяції генетичний алгоритм застосовує механізм відбору, щоб визначити найкращі індивіди, які використовують для створення нової популяції за допомогою генетичних операцій, таких як схрещування, мутація та селекція. Цей процес повторюється кілька разів до досягнення оптимального рішення. У випадку оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ генетичні алгоритми можуть враховувати різні обмеження, такі як максимальна потужність батареї, мінімальна напруга та інші обмеження, що можуть впливати на роботу АКТЗ. Тому генетичні алгоритми можуть допомогти знайти оптимальне рішення для споживання акумуляторної батареї АКТЗ за допомогою ефективної еволюції популяції рішень.

Метод штучних нейронних мереж (ШНМ) – це математична модель, яка імітує роботу нейронних мереж у мозку людини. Щоб застосувати ШНМ для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ, необхідно спочатку створити модель акумуляторної батареї, яка може передбачати витрати енергії за різних умов. Ця модель може бути навчена на даних з реальних тестів АКТЗ або на симуляційних даних. Після цього можна використовувати ШНМ для оптимізації споживання енергії. Це можна зробити, наприклад, застосовуючи ШНМ як контролер поведінки АКТЗ. ШНМ може приймати вхідні дані про стан АКТЗ і середовища, а потім видавати вихідні команди для оптимального

використання акумуляторної батареї. Наприклад, ШНМ може визначати оптимальну швидкість АКТЗ з урахуванням підзарядження акумулятора. Також можна використовувати ШНМ для планування маршруту АКТЗ з метою мінімізації споживання енергії. Можна використовувати різні методи навчання, такі як зворотне поширення помилок, генетичні алгоритми або інші методи оптимізації.

Ще одним методом оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ є метод розподіленого прогнозування на основі нейронних мереж, який використовують для прогнозування розрядження акумуляторної батареї на основі вхідних даних, таких як інформація про маршрут, швидкість руху АКТЗ, вантаж, нахил дороги тощо. Нейронна мережа навчається на історичних даних про розрядження акумуляторної батареї та вхідних параметрах, а потім використовується для прогнозування споживання у майбутньому. Можна застосовувати й інші методи машинного навчання, такі як метод опорних векторів, дерев рішення, навчання із підкріпленням тощо, для визначення оптимального розряду акумуляторної батареї. Однак важливо враховувати, що для успішного використання цих методів необхідно мати відповідні дані для навчання моделей та регулярно оновлювати їх залежно від змін в умовах роботи АКТЗ.

Метод квадратичного програмування можна використати, сформулювавши задачу оптимізації у вигляді квадратичної функції цілі з такими обмеженнями, щоб мінімізувати споживання акумуляторної батареї АКТЗ за заданих обмежень на витрати енергії.

Кроки для використання методу квадратичного програмування для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ можуть бути такими:

1. Сформулювати функцію цілі, яка мінімізує споживання акумуляторної батареї АКТЗ, використовуючи квадратичну форму.
2. Врахувати обмеження на витрати енергії, наприклад, обмеження на максимальну кількість енергії, яку можна витратити на певні дії АКТЗ.
3. Скласти систему рівнянь та нерівностей, що враховує функцію цілі та обмеження.
4. Використовувати метод квадратичного програмування для знаходження оптимального розв'язку, що задовольняє обмеження та мінімізує функцію цілі.
5. Оновлювати оптимальний розв'язок у разі змін умов роботи АКТЗ, таких як зміна розташування та ваги вантажу.

Метод сіток – один із численних методів розв'язання диференціальних рівнянь, який може бути використаний для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ. Основна ідея методу сіток полягає у тому, щоб побудувати сітку, яка представляє простір різних значень енергоспоживання та виробництва електричної енергії. Кожну точку сітки можна подати як комбінацію рівня споживання та виробництва енергії або як комбінацію різних параметрів системи АКТЗ, таких як швидкість руху, вага вантажу тощо. Після побудови сітки можна використати числові методи, такі як інтерполяція та апроксимація, для отримання розв'язку на усьому просторі. Значення енергоспоживання можна використовувати для визначення оптимального рівня споживання енергії для системи АКТЗ, що дасть змогу мінімізувати витрати на енергію та максимізувати ефективність роботи системи, якщо існують деякі вхідні дані, які можна подати у вигляді таблиці або сітки. Наприклад, є дані про швидкість АКТЗ і витрату енергії на різних ділянках шляху, які можуть бути відображені у вигляді сітки. Порівняно з іншими методами оптимізації, метод сіток може виявитися менш ефективним для оптимізації складних систем, оскільки кількість точок сітки зростає зі збільшенням кількості параметрів системи. Однак він може бути корисним у випадках, коли простір параметрів системи порівняно простий.

Для використання методу оптимізації на основі еволюційного алгоритму необхідно спочатку визначити цільову функцію, яка буде оптимізована, наприклад, мінімізація споживання енергії на одиницю часу під час переміщення АКТЗ з одного пункту до іншого. Після цього необхідно створити популяцію випадкових рішень, які відповідають діапазону можливих рішень для оптимізації споживання акумуляторної батареї. Потім застосовують оператори мутації та схрещування, щоб створити нові рішення на основі поточної популяції. Мутація полягає у зміні випадкових атрибутів рішення, тоді як схрещування використовують для комбінування двох або більше рішень. Після створення

нових рішень здійснюється оцінка цільової функції для кожного рішення у популяції. Рішення із кращим результатом зберігають, тоді як менш ефективні рішення відкидають.

Процеси мутації, схрещування та оцінювання цільової функції повторюють декілька разів (кілька поколінь), щоб знайти найоптимальніші рішення для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ. Наступним кроком є використання оптимального рішення для управління АКТЗ та мінімізації споживання енергії.

Метод інтелектуальної оптимізації роїв частинок полягає у створенні популяції частинок, які представляють потенційні розв'язки задачі оптимізації. У випадку оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ ці розв'язки можуть містити різні комбінації параметрів, таких як швидкість АКТЗ, кути повороту, відстані, які АКТЗ може пройти, тощо. Кожна частинка має вектор параметрів, який описує її поточне рішення. Вектор параметрів кожної частинки оновлюється на кожній ітерації методу згідно з формулою, яка використовує інформацію про кращі рішення, знайдені в минулих ітераціях. Це дає змогу частинкам просуватись в напрямку кращих рішень, поки не буде досягнуто оптимального результату. Оновлення параметрів кожної частинки ґрунтується на трьох параметрах: позиція частинки в просторі параметрів, її поточна швидкість та найкраща позиція, на якій частинку було знайдено в минулий момент часу. За допомогою цих компонентів частинка оновлює свій вектор параметрів, спрямовуючись до найкращого рішення в популяції.

Для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ можна використовувати метод інтелектуальної оптимізації роїв частинок для формування найоптимальнішого набору параметрів, який забезпечить мінімізацію споживання акумуляторної батареї АКТЗ. При цьому можна враховувати різні обмеження, наприклад, час роботи АКТЗ, максимальну вагу вантажу, що перевозиться, та інші фактори. Оптимізуючи рої частинок, можна розглядати різні цільові функції, наприклад, мінімізацію споживання енергії акумуляторної батареї або максимізацію продуктивності АКТЗ. Для успішної оптимізації роботи АКТЗ за допомогою методу інтелектуальної оптимізації роїв частинок необхідно ретельно підібрати параметри методу, такі як розмір популяції, коефіцієнти швидкості та розташування, частота оновлення параметрів тощо. Крім того, потрібно враховувати, що метод інтелектуальної оптимізації роїв частинок може зациклюватись у локальних мінімумах, які не є найоптимальнішими рішеннями. Щоб запобігти цьому, можна використовувати різноманітні техніки, такі як додавання випадкових збурень до векторів параметрів або застосування складніших методів оптимізації, які можуть забезпечити кращу збіжність до глобальних мінімумів.

Для застосування методу диференційної еволюції для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ потрібно спочатку сформулювати цільову функцію, яку необхідно мінімізувати. Цільова функція може містити різні обмеження, наприклад, максимальний час роботи АКТЗ, максимальну вагу транспортованого вантажу та інші фактори. Спочатку необхідно визначити параметри методу, такі як розмір популяції, коефіцієнт мутації та коефіцієнт кросовера. Після визначення параметрів методу можна створити початкову популяцію, в якій кожен вектор представляє набір параметрів, що відповідає рішенню. Потім виконується процес еволюції, який передбачає генерацію нових векторів комбінуванням та зміною векторів із попередньої популяції.

Процес еволюції зазвичай передбачає такі етапи, як мутація, кросовер та оцінка придатності. Мутація полягає в тому, що випадкові елементи вектори замінюються на нові випадкові, відтак вектори з попередньої популяції комбінують, щоб створити нові вектори. Оцінка придатності полягає у тому, що кожен вектор оцінюється відповідно до цільової функції, й вектори із найнижчими значеннями цільової функції використовують для наступної популяції. Еволюція продовжується до досягнення заданої точності або заданої кількості ітерацій. Після закінчення процесу еволюції найкращий вектор використовується як оптимальне рішення для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ.

Однією із переваг методу диференційної еволюції є те, що він може знаходити глобальні мінімуми, тобто оптимальне рішення, незалежно від початкових умов. Крім того, цей метод добре працює для оптимізації задач з великою кількістю обмежень та нестабільними функціями. У випадку

оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ метод диференційної еволюції може бути використаний для знаходження найоптимальнішого режиму роботи АКТЗ, що дасть змогу мінімізувати споживання енергії та збільшити ефективність роботи системи.

Метод симуляції відпалу (Simulated Annealing) – це метод глобальної оптимізації, який ґрунтується на аналогії з відпалом металу, коли метал нагрівається до дуже високої температури, а потім повільно охолоджується, що дає змогу виявляти мінімальну енергетичну структуру. Використовуючи метод симуляції відпалу для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ, спочатку потрібно визначити початкове значення змінних. Потім метод генерує випадкову змінну, яка змінює значення змінних. Якщо нове значення функції, випадково згенероване, менше від поточного значення, методом симуляції відпалу можна знайти оптимальні значення кута нахилу швидкості руху АКТЗ, які зменшують споживання енергії. Оптимізацію можна повторити кілька разів із різними початковими значеннями змінних, щоб забезпечити знаходження глобального мінімуму.

Алгоритм емуляції відпалу працює, змінюючи параметри руху АКТЗ з певною ймовірністю, яка зменшується із часом. Здійснюючи оптимізацію, алгоритм може приймати гірші рішення, але це не заважає йому досліджувати простір параметрів та знаходити оптимальні параметри руху АКТЗ для найефективнішого використання акумуляторної батареї.

Процес оптимізації, використовуючи метод емуляції відпалу, можна реалізувати так:

1. Створення початкового набору параметрів руху АКТЗ.
2. Обчислення функціонала енергії для цього набору параметрів руху АКТЗ.
3. Виконання певної кількості ітерацій алгоритму емуляції відпалу, з кожною ітерацією температуру зменшують.
4. За кожен ітерацію алгоритму змінюється значення параметрів руху АКТЗ випадково у певних межах.
5. Обчислення функціонала енергії для нового набору параметрів руху АКТЗ.
6. Якщо нове значення функціонала енергії менше за попереднє, приймають нові параметри руху АКТЗ.
7. Якщо нове значення функціонала енергії більше за попереднє, то нові параметри руху АКТЗ приймають з певною ймовірністю, яка залежить від температури.
8. Повторення кроків 4–7 до досягнення заданої точності або до закінчення часу.

Застосування методу емуляції відпалу дає змогу знайти оптимальні параметри руху АКТЗ для максимально ефективного використання акумуляторної батареї, але необхідно враховувати деякі обмеження, такі як швидкість руху та кут нахилу дороги. Цей метод може бути корисним для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ у різних умовах роботи, таких як змінні умови дороги, різні вантажі, різні температури тощо. Оптимальну робочу точку АКТЗ можна знайти з використанням методу симуляції відпалу за критерієм мінімізації споживання енергії.

Метод прогнозування за допомогою статистичного аналізу можна застосовувати для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ, прогножуючи споживання енергії залежно від різних факторів. Початковим етапом є збирання даних з різних давачів АКТЗ, таких як температура, швидкість руху, вага вантажу, висота підйому, нахил дороги тощо. Із використанням цих даних можна створити статистичну модель споживання енергії АКТЗ. На основі цієї моделі можна прогнозувати споживання енергії АКТЗ в різних умовах роботи, наприклад, якщо він працює з важким вантажем або на дуже нахилений дорозі. Такі прогнози можуть бути використані для встановлення оптимальних параметрів руху АКТЗ, таких як швидкість руху та кут нахилу дороги, щоб зменшити споживання енергії та підвищити ефективність роботи. Метод прогнозування з використанням статистичного аналізу може бути корисним для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ у різних умовах роботи, забезпечуючи максимальну ефективність роботи та тривалість роботи акумуляторної батареї.

Метод прогнозування корельованих часових рядів ґрунтується переважно на рішенні на основі глибинного навчання, що забезпечує найвищу ефективність прогнозування корельованих часових

рядів та використовує різноманітні просторово-часові блоки, які здатні моделювати часові залежності та просторові кореляції між часовими рядами. Цей метод поєднує переваги ШНМ та методів опрацювання часових рядів. Може використовуватись для прогнозування споживання заряду акумуляторної батареї АКТЗ за часовими рядами параметрів, які із ним корелюють. Для встановлення лінійних кореляційних залежностей можна використати коефіцієнти кореляції: Пірсона, Кендала, Спірмана.

Метод керованої мутації – це еволюційний алгоритм, який використовується для розв'язання задач оптимізації. Його можна використовувати для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ.

Для використання методу керованої мутації із метою оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ необхідно виконати такі кроки. Визначення функції витрат енергії: ця функція повинна відображати споживання енергії АКТЗ залежно від його швидкості, кута повороту та інших параметрів. Цю функцію можна визначити на підставі даних, зібраних із давачів АКТЗ. Визначення початкових параметрів: необхідно встановити початкові значення для швидкості, кута повороту та інших параметрів АКТЗ. Генерація популяції: необхідно створити популяцію, яка складається зі значень параметрів АКТЗ, щоб оцінити, які з них дають кращий результат. Оцінювання популяції: необхідно обчислити значення функції витрат енергії для кожного елемента популяції. Вибір найкращих елементів: необхідно вибрати кращі елементи популяції для наступної генерації. Застосування керованої мутації: потрібно використовувати метод керованої мутації для створення нових елементів популяції на основі кращих елементів попередньої генерації. Мутації можуть застосовуватись до параметрів швидкості, кута повороту та інших параметрів АКТЗ. Повторення процесу: необхідно повторити оцінювання популяції, вибір найкращих елементів і застосування керованої мутації для кожної нової генерації. Процес треба повторювати до досягнення достатньої точності. Вибір найкращого рішення: після того, як процес оптимізації закінчений, необхідно вибрати найкраще рішення. Це може бути елемент популяції із найнижчим значенням функції витрат енергії. Використання оптимізованих параметрів: після отримання оптимальних параметрів АКТЗ їх можна використовувати для зменшення споживання енергії та підвищення продуктивності АКТЗ.

Отже, метод керованої мутації можна використовувати для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ. Цей метод дає змогу зменшити споживання енергії та підвищити продуктивність АКТЗ, що може сприяти зменшенню витрат на електроенергію та збільшенню ефективності використання автоматизованих транспортних засобів.

Проаналізувавши основні математичні методи, які використовують для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ, пропонуємо розробити покращену інтелектуальну нейромережеву систему аналізу та прогнозу процесів споживання заряду акумуляторними батареями АКТЗ за допомогою використання розглянутих методів для попередньої верифікації даних. Використання такої інтелектуальної системи прогнозування процесів споживання заряду акумуляторної батареї для АКТЗ дасть змогу зменшити їх витрати та зберегти заряд. Обладнання системами розумного управління енергетичними ресурсами дозволяє контролювати енергоспоживання, визначати періоди найбільшої активності та давати рекомендації щодо ефективного використання енергії. АКТЗ можуть бути оснащені такими інтелектуальними системами управління, які контролюватимуть енергоспоживання та підтримуватимуть ефективну роботу пристрою у режимі енергозбереження.

Для цього необхідно розглянути особливості різних типів АКТЗ. Загалом, їх можна поділити за кількома ознаками [1–4, 6, 8, 9]:

1. Функціональне призначення – їх розробляють для виконання різних завдань, таких як перевезення палет, контейнерів, компонентів виробництва або рухомих вантажів.
2. Режимом роботи – можуть бути запрограмовані для праці в різних режимах, таких як повністю автономний режим або з контролем оператора.
3. Типом навігації – використовують різні методи навігації, такі як магнітні смуги, лазери, візуальне спостереження або GPS.

4. Конструкцією – можливі різні конструкції, такі як колісні, гусеничні чи подушкові, що визначає їхню маневреність та можливості в певних умовах експлуатації.

5. Розміром і потужністю – можуть мати різні розміри та характеристики щодо потужності двигуна, що визначає їхню здатність до перевезення вантажів різних розмірів та мас.

У цій публікації розглянуто мобільний АКТЗ Formica-1 [11–15], розроблений фірмою AIUT (Глівіце, Польща), середнього розміру, з програмованим керуванням (див. рис. 2). Це автономний транспортний засіб, тобто електричний автомобіль, призначений для автоматизованого переміщення вантажів на виробничих підприємствах. Він здатний рухатись за заздалегідь заданим маршрутом, забезпечувати автоматичне завантаження, розвантаження вантажів та виконання інших функцій, які роблять його ідеальним рішенням для автоматизації логістики в промислових комплексах. Крім того, в АКТЗ Formica-1 низький рівень шуму та викидів, що робить його екологічно чистим транспортним засобом. Він також оснащений системами контролю для безпечної роботи з ним. Загалом, АКТЗ Formica-1 є високотехнологічним та надійним рішенням для автоматизації логістики в промислових комплексах та в інших виробничих середовищах.

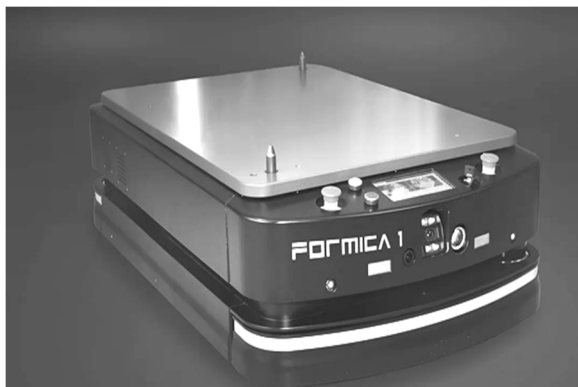


Рис. 2. Зовнішній вигляд АКТЗ Formica-1

АКТЗ Formica-1 здатен працювати автономно від інших машин, перешкод і людей. Часто його використовують як колаборативний АКТЗ [16–18]. Він може співпрацювати з людьми, зокрема з операторами заводу для перевезення важких вантажів або для автоматизованого переміщення компонентів на робочі станції. Також його використовують для транспортування великих обсягів товарів, часто застосовуючи причіпний візок, який легко замінити, щоб забезпечити перевезення різних видів вантажів.

Основні параметри АКТЗ Formica-1:

- навантаження: до 10 тонн;
- швидкість: до 1,5 м/с;
- радіус повороту: 1500 мм;
- тривалість роботи: до 24 год;
- система навігації: лазерна сканерна система (LiDAR);
- засіб комунікації: Wi-Fi або RF.

АКТЗ Formica-1 не забезпечений автоматичним зарядним пристроєм, тому не може самостійно заряджатися у певних зонах на заводі або в приміщенні складу, продовжуючи працювати без простою під час заряджання. Для заряджання він повинен поїхати у відповідний бокс, де перебувати певний час, не виконуючи основних “корисних” функцій, для яких він призначений. Тому надзвичайно актуальним, пов’язаним з більшістю інших проблем, є завдання економного енергоспоживання заряду акумуляторної батареї.

Для зчитування даних, зібраних з АКТЗ Formica-1, використали UAExpert OPC UA client [33]. Це зручне програмне забезпечення, що дає змогу взаємодіяти з OPC UA серверами та отримувати

інформацію із сумісних з ними пристроїв. Основними перевагами UAExpert OPC UA client є: підключення до різних OPC UA серверів, що дає змогу користувачеві отримувати доступ до даних, що зберігаються на серверах, завантажувати інформацію про сервер, таку як типи даних, властивості та методи, що полегшує користувачеві здійснення запитів до сервера; зчитування даних з OPC UA сервера, урахування значення, які їм присвоєні, а також інформацію про час збору цих даних; запис даних на OPC UA сервер, що дає змогу змінювати значення, присвоєні різним пристроям, які пов'язані з сервером; дає користувачеві змогу використовувати методи, пов'язані з OPC UA сервером, тобто здійснювати дії на пристроях, які зберігаються на сервері; користувач може переглядати журнал подій, що зберігаються на OPC UA сервері, відстежуючи їх. UAExpert підтримує захист даних за допомогою різних методів, таких як шифрування трафіку, автентифікація користувача та контроль доступу до даних. Також він є кросплатформним програмним продуктом.

Для отримання вимірюваних даних з АКТЗ використано протокол OPC UA. Інформативні компоненти вектора даних визначені на підставі вимірювань та перетворені в придатний формат для подальшого опрацювання. Стандартний OPC UA клієнт повертає лише зміни даних для налаштованих властивостей. На рис. 3 подано основне вікно об'єктів OPC UA, що відображають інформацію, надіслані фрейми.

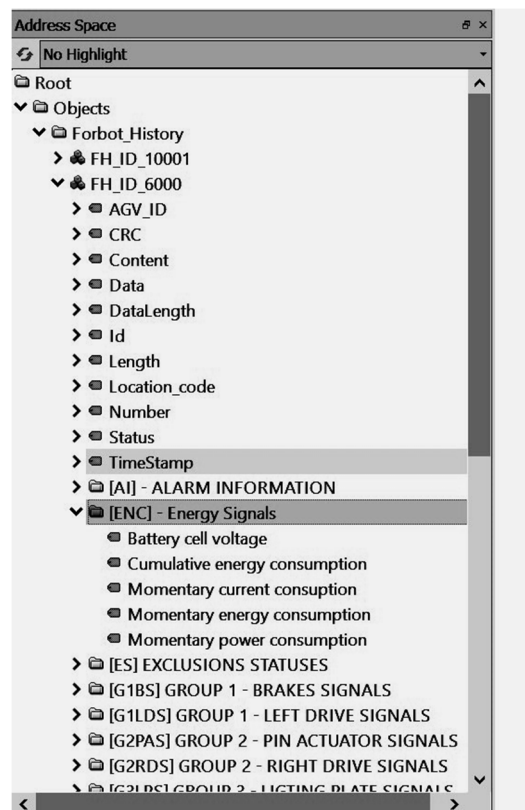


Рис. 3. Об'єкти OPC UA, що відображають інформацію, надіслані фрейми

Дані з АКТЗ записані в базу даних на сервері, розташованому на фірмі AUIT в Польщі. Доступ до цих історичних даних здійснювався віддалено. Фрейми визначені згідно із ідентифікатором ID = 6000, який складався із сигналів та статусів усіх пристроїв, розміщених на АКТЗ. Після встановлення параметрів для читання дані розмістили у хмарі. Потім їх записували у файл із розширенням csv за допомогою UA Expert. Отримані результати фрейму зберігали локально для подальшого опрацювання. Однак для створення наборів даних ШНМ з метою навчання та тестування потрібні були історичні дані для всіх інформативних параметрів. На рис. 4 наведено приклади основних сигналів АКТЗ, отриманих за допомогою UA Expert.

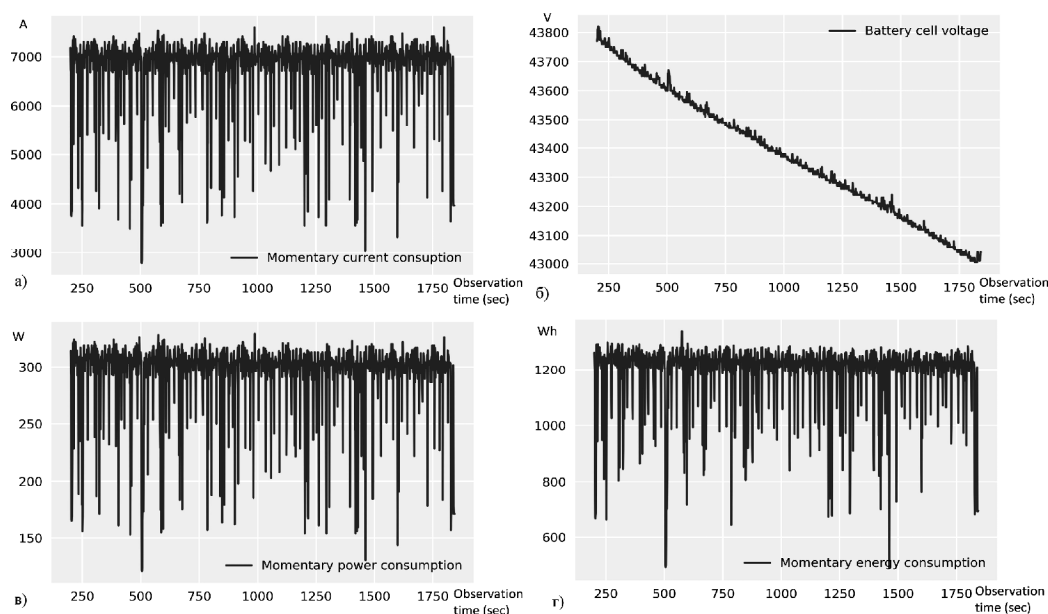


Рис. 4. Приклади основних сигналів АКЗ:

а – миттєве споживання струму; *б* – напруга елемента батареї;
в – миттєве споживання потужності; *г* – миттєве споживання енергії

Як видно на рис. 4, в сигналах є викиди, які спричинять істотні похибки під час навчання ШНМ. Щоб їх вилучити, необхідно виконати дисперсійний аналіз для кожного параметра АКЗ. Для цього створено гістограму для кожного параметра. Експериментально встановлено, що всі значення, для яких сигма перевищувала 1,5, можна вважати випадковими викидами. Всі ці значення замінили ковзним середнім за 12 точками. Це значення встановили експериментально як оптимальне. Воно дорівнювало кількості входів для ШМН, а також ширині часового вікна. У зв'язку із застосуванням ковзного середнього необхідно відкинути перші 12 і останні 12 значень для кожного параметра. Результати реалізації запропонованого методу усунення частково втрачених даних подано на рис. 5.

Оскільки АКЗ є джерелом великої кількості інформації, то виникає необхідність у виборі лише параметрів із високою кореляцією. Щоб визначити лінійні кореляційні залежності між параметрами, які впливають на розрядження акумуляторної батареї АКЗ, використали коефіцієнт кореляції Пірсона. Для цього склали матрицю кореляційних залежностей для основних параметрів АКЗ. Параметри з високою додатною і від'ємною кореляційною залежністю набувають значення кореляції від 0,5 до 1,0 та від $-1,0$ до $-0,5$ відповідно. Середня кореляційна залежність додатних та від'ємних параметрів – від 0,3 до 0,5 та від $-0,5$ до $-0,3$ відповідно. Тому для навчання ШНМ використовувати мемо параметри лише з високою та середньою додатною кореляційною залежністю. Оскільки значення параметрів містяться у різних діапазонах, необхідно їх нормалізувати. Якщо значення всіх параметрів в одному діапазоні значень, це істотно зменшувало б помилки під час навчання ШНМ. Нормалізацію здійснено мовою Python за допомогою `MinMaxScaler()` – функції з бібліотеки `scikit-learn`. Вона перетворює дані так, щоб їх значення містилися в діапазоні від 0 до 1. Також нормалізація даних допомагає зменшити вплив шуму і підвищити точність результатів.

Навчання та прогноз реалізували, застосувавши ШНМ із глибинним навчанням. Для її реалізації використали Keras – відкриту бібліотеку нейронної мережі, яка працює на основі TensorFlow. Цю бібліотеку вибрано через практичність її високорівневого, інтуїтивно зрозумілого набору абстракцій, модульності та широкої функціональності. Для навчання моделі використано метод “fit”, якому вказували цільові дані, розмір партії та кількість епох навчання. Для вхідного та вихідного

шарів використовували функцію лінійної активації, а для прихованого шару – функцію ReLU. Продуктивність оцінювали за допомогою середньої квадратичної помилки (MSE), що розраховували як квадрат середньої різниці між прогнозованими та фактичними спостереженнями. Алгоритм Адама використовували як оптимізатор із середньою абсолютною відсотковою помилкою (MAPE) як метрикою. MAPE – це середнє значення абсолютної різниці між прогнозованими та фактичними спостереженнями, виражене у відсотках. Для оцінювання моделі використано функцію “evaluate”. Структуру ШНМ з глибинним навчанням, яку було використано, наведено на рис. 6.

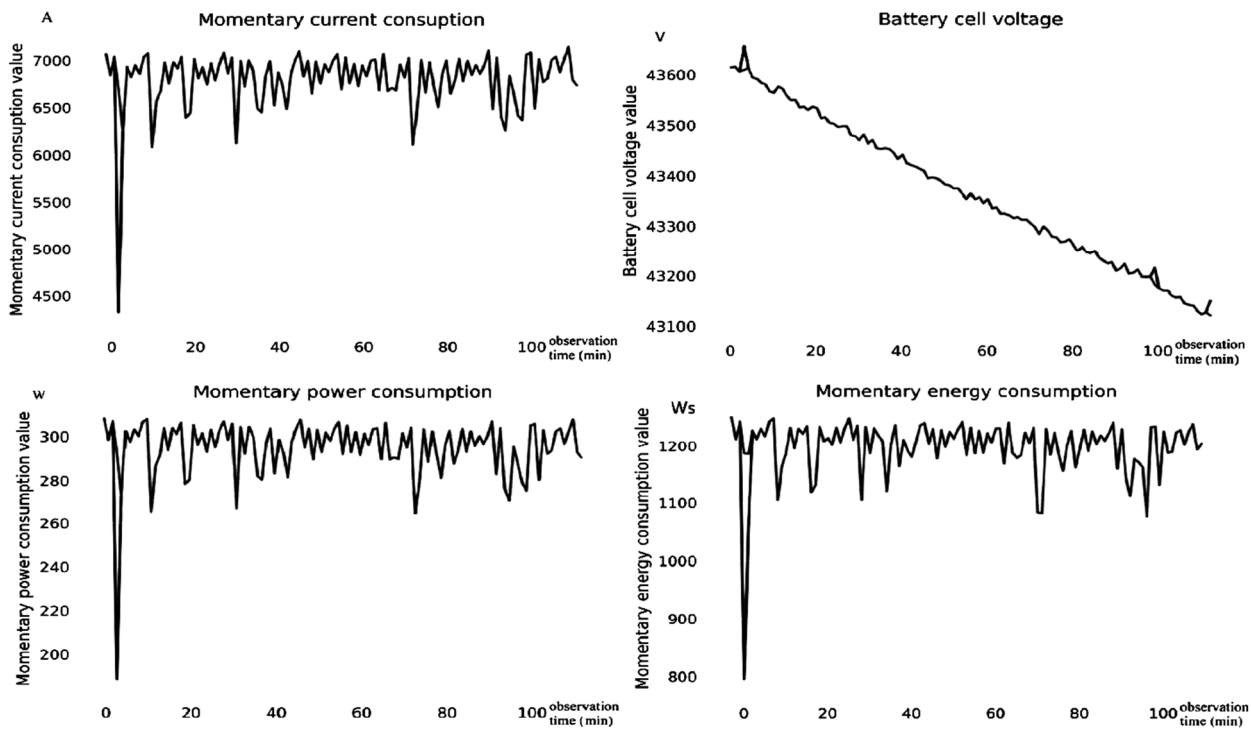


Рис. 5. Результати використання запропонованого методу для виявлення та усунення випадкових викидів у сигналах АКТЗ

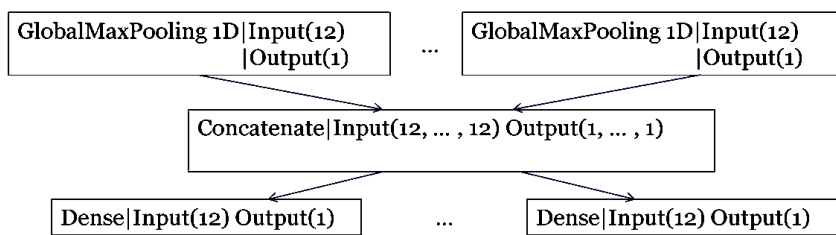


Рис. 6. Структура ШНМ з глибинним навчанням

Дані одночасно передавали на неймережеву модель із кількома входами та виходами. Загальна кількість входів у моделі дорівнювала кількості входів кожної найпростішої ШНМ з глибинним навчанням, помноженій на кількість параметрів, які корелювали зі зменшенням заряду акумулятора АКТЗ. Виходи моделі розраховані на основі комбінації виходів кожної із найпростіших ШНМ з глибинним навчанням.

У таблиці наведено опис навчальної та тестової вибірок, що використали для прогнозування різних параметрів, від яких залежало зниження заряду АКТЗ. Також виконано порівняння параметрів ШНМ з глибинним навчанням для методу “часового вікна”, який застосували під час експерименту. Довжина часового вікна дорівнює 12.

Результати тестування розробленого інтелектуалізованого нейромережевого засобу

| Параметри прогнозу | Навчальні вибірки | Тестові вибірки | Епохи | Розмір партії | Середня абсолютна похибка навчання методом “часових вікон”, % | Середня абсолютна похибка тестування методом “часових вікон”, % |
|---|-------------------|-----------------|-------|---------------|---|---|
| АКТЗ без навантаження | | | | | | |
| Кумулятивне споживання енергії; кумулятивний шлях ліворуч; кумулятивний шлях праворуч | 132 | 5 | 30 | 70 | 2,265 0,897 2,575 | 3,814 0,192 1,662 |
| Миттєве споживання струму; миттєве споживання енергії; миттєве споживання потужності | 112 | 25 | 35 | 50 | 3,157 2,626 2,642 | 3,881 2,957 3,25 |
| Напруга акумуляторної батареї | 112 | 30 | 50 | 2 | 0,014 | 0,025 |
| Поточне положення; координата X | 132 | 5 | 100 | 50 | 1,522 8,491 | 1,687 8,739 |
| Фактична швидкість ліворуч; фактична швидкість праворуч | 132 | 30 | 100 | 10 | 0,119* 0,123* | 0,138* 0,125* |
| КТЗ з навантаженням (600 кг) | | | | | | |
| Кумулятивне споживання енергії; кумулятивний шлях ліворуч; кумулятивний шлях праворуч | 122 | 30 | 100 | 10 | 0,446 0,393 0,909 | 0,578 0,364 0,969 |
| Миттєве споживання струму; миттєве споживання енергії; миттєве споживання потужності | 122 | 10 | 30 | 20 | 2,515 2,836 3,064 | 2,935 3,298 2,402 |
| Напруга акумуляторної батареї | 112 | 30 | 50 | 1 | 0,013 | 0,066 |
| Поточне положення; координата X | 112 | 30 | 100 | 10 | 1,353 6,71 | 2,299 8,302 |

*Для сигналів фактична швидкість ліворуч і фактична швидкість.

Весь набір даних був розділений на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Для навчання використали від 75 % до 95 % усіх доступних даних, залежно від того, який параметр потрібно було прогнозувати. Решту даних використовували для валідації та тестування ШНМ із глибинним навчанням. Набір даних був невеликим через технічні обмеження, оскільки експеримент здійснювався на території компанії АІУТ, в якій, крім АКТЗ, люди працюють повну зміну. Згідно з правилами охорони праці в цьому приміщенні заборонено проводити досліди з АКТЗ більше ніж чотири години. Отже, максимальний набір даних за один день отримано за чотири години поспіль із секундною дискретністю. Тому під час розподілу даних на навчальну, валідаційну та тестову вибірки урахували особливості наявного набору даних.

Розроблену модель ШНМ з глибинним навчанням тестували у двох режимах: прогнозного та передбачення. У режимі передбачення дійсне значення параметра завжди подавалося на вхід ШНМ з глибинним навчанням. На виході нейронної мережі отримували прогнозоване значення цього ж параметра в наступний момент часу із заданою дискретністю. Другий режим – прогнозний, в якому використовували метод часових вікон. У цьому режимі вхідні дані розробленої моделі подавались як дійсні значення параметрів. На виході отримували прогнозоване значення. У наступний момент часу на вхід ШНМ з глибинним навчанням було подано це прогнозоване значення, а на виході одержували прогнозоване значення в наступний момент часу. Цю процедуру циклічного прогнозування повто-

рювали стільки разів, скільки точок потрібно спрогнозувати. Звичайно, недоліком використання методу часових вікон є накопичення помилок. Однак цей метод прийнятний для короткострокових прогнозів. Наприклад, навчальна вибірка для першої моделі становила 100 хв із хвилинною дискретністю. Потім був зроблений прогноз на подальші 25 хв. Вхідними параметрами були параметри, які найбільше корелювали один з одним. Прогнозування здійснювали для тих самих параметрів методом часових вікон.

Висновки

1. Проаналізовано роль та місце АКТЗ в Індустрії 4.0 та здійснено класифікацію їх типів.
2. Встановлено необхідність у розробленні інтелектуальної системи аналізу процесів споживання заряду акумуляторними батареями, яка допоможе забезпечити енергоефективну роботу АКТЗ, що дасть змогу знизити витрати на енергію та підвищити продуктивність виробничих процесів.
3. Досліджено використання основних математичних методів для оптимізації споживання акумуляторної батареї АКТЗ.
4. Удосконалено перетворення інформативних компонент вектора даних у формат, придатний для подальшого опрацювання за допомогою UAExpert OPC UA client із використанням протоколу OPCUA.
5. Визначено лінійні кореляційні залежності між параметрами, від яких залежать процеси споживання заряду акумуляторними батареями АКТЗ.
6. Здійснено доповнення частково втрачених даних за допомогою методів дисперсійного аналізу.
7. Здійснено нормалізацію даних до діапазону від 0 до 1 та сформовано навчальні, верифікаційні та тестові вибірки.
8. Розроблено мовою Python програмний модуль інтелектуальної системи аналізу процесів споживання заряду акумуляторними батареями та протестовано його на даних, отриманих з АКТЗ Formaica 1.
9. Встановлено, що точність для різних типів сигналів, які описують процеси споживання АКТЗ заряду акумуляторної, відрізнялась. Найточнішим був прогноз короткострокового розрядження акумуляторної батареї. Середня абсолютна похибка тестування становила менше ніж 1 %. Найвища похибка прогнозування була меншою за 9 % у разі прогнозування таких параметрів, як позиційна впевненість та X-координата. Отримана помилка була приблизно вдвічі вищою, ніж попередні помилки.

Підсумуємо основні висновки цієї статті. Розроблено інтелектуальну систему аналізу процесів споживання заряду акумуляторними батареями АКТЗ з попередньою верифікацією даних. Вона виявляє та доповнює частково втрачені дані, встановлює кореляційні залежності між параметрами та здійснює нейромережеве прогнозування споживання заряду акумуляторної батареї в межах одного агрегату. Її тестування продемонструвало високу ефективність результатів розробленої системи для середньо- та короткотермінового прогнозу споживання заряду акумуляторної батареї на прикладі АКТЗ Formaica 1. Експериментально встановлено підвищення точності порівняно з наявними засобами прогнозу споживання заряду акумуляторної батареї для різнотипних АКТЗ.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на застосування інших типів даних для підвищення точності прогнозування падіння споживання заряду акумуляторної батареї для АКТЗ та прогнозування інших параметрів електричної системи за допомогою запропонованої моделі ШНМ. Також заплановано використовувати неітераційні нейронні мережі для застосування розробленої інтелектуальної нейромережевої системи в онлайн-режимі. Тоді її можна буде застосовувати в реальних виробничих умовах з можливістю швидкого перенавчання на нових даних.

Список літератури

1. Chol, J., & Gun, C. R. (2023). Multi-agent based scheduling method for tandem automated guided vehicle systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 123. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106229.

2. De Ryck, M., Versteyhe, M., & Debrouwere, F. (2020). Automated guided vehicle systems, state-of-the-art control algorithms and techniques. *Journal of Manufacturing Systems*, 54, 152–173. DOI: 10.1016/j.jmsy.2019.12.002.
3. Liang, Z., Wang, Z., Zhao, J., Wong, P. K., Yang, Z., & Ding, Z. (2023). Fixed-time prescribed performance path-following control for autonomous vehicle with complete unknown parameters. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 70(8), 8426–8436. DOI: 10.1109/TIE.2022.3210544.
4. Li, L., Li, Y., Liu, R., Zhou, Y., & Pan, E. (2023). A two-stage stochastic programming for AGV scheduling with random tasks and battery swapping in automated container terminals. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 174. DOI: 10.1016/j.tre.2023.103110.
5. Oyekanlu, E. A., Smith, A. C., Thomas, W. P., Mulroy, G., Hitesh, D., Ramsey, M., . . . Sun, D. (2020). A review of recent advances in automated guided vehicle technologies: Integration challenges and research areas for 5G-based smart manufacturing applications. *IEEE Access*, 8, 202312–202353. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3035729.
6. Theunissen, J., Xu, H., Zhong, R. Y., & Xu, X. (2019). Smart AGV system for manufacturing shopfloor in the context of industry 4.0. Paper presented at the Proceedings of the 2018 25th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice, M2VIP 2018. DOI: 10.1109/M2VIP.2018.8600887 Retrieved from www.scopus.com.
7. Sanogo, K., Mekhalef Benhafssa, A., Sahnoun, M., Bettayeb, B., Abderrahim, M., & Bekrar, A. (2023). A multi-agent system simulation based approach for collision avoidance in integrated job-shop scheduling problem with transportation tasks. *Journal of Manufacturing Systems*, 68, 209–226. DOI: 10.1016/j.jmsy.2023.03.011.
8. Martínez-gutiérrez, A., Díez-gonzález, J., Ferrero-guillén, R., Verde, P., Álvarez, R., & Perez, H. (2021). Digital twin for automatic transportation in industry 4.0. *Sensors*, 21(10). DOI: 10.3390/s21103344.
9. Ha, V. T., Thuong, T. T., & Ha, V. T. (2023). Experiment study of an automatic guided vehicle robot. *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*, 14(2), 1300–1308. DOI: 10.11591/ijpeds.v14.i2.pp1300-1308.
10. D'Souza, F., Costa, J., & Pires, J. N. (2020). Development of a solution for adding a collaborative robot to an industrial AGV. *Industrial Robot*, 47(5), 723–735. DOI: 10.1108/IR-01-2020-0004.
11. Rahman, H. F., Janardhanan, M. N., & Nielsen, P. (2020). An integrated approach for line balancing and AGV scheduling towards smart assembly systems. *Assembly Automation*, 40(2), 219–234. DOI: 10.1108/AA-03-2019-0057.
12. Steclik, T., Cupek, R., & Drewniak, M. (2022). Automatic grouping of production data in industry 4.0: The use case of internal logistics systems based on automated guided vehicles. *Journal of Computational Science*, 62. DOI: 10.1016/j.jocs.2022.101693.
13. Cupek, R., Lin, J. C., & Syu, J. H. (2022). Automated guided vehicles challenges for artificial intelligence. Paper presented at the Proceedings-2022 IEEE International Conference on Big Data, Big Data, 6281–6289. DOI: 10.1109/BigData55660.2022.10021117. Retrieved from www.scopus.com.
14. Steclik, T., Cupek, R., & Drewniak, M. (2022). Stream data clustering for engineering applications a use case of autonomous guided vehicles. Paper presented at the Proceedings-2022 IEEE International Conference on Big Data, Big Data, 6347–6356. DOI: 10.1109/BigData55660.2022.10020484. Retrieved from www.scopus.com.
15. Shubyn, B., Kostrzewa, D., Grzesik, P., Benecki, P., Maksymyuk, T., Sunderam, V., . . . Mrozek, D. (2023). Federated learning for improved prediction of failures in autonomous guided vehicles. *Journal of Computational Science*, 68. DOI: 10.1016/j.jocs.2023.101956.
16. Syu, J., Lin, J. C., & Mrozek, D. (2022). An efficient and secured energy management system for automated guided vehicles. Paper presented at the Proceedings-2022 IEEE International Conference on Big Data, Big Data, 6357–6363. DOI: 10.1109/BigData55660.2022.10020806. Retrieved from www.scopus.com.
17. Benecki, P., Kostrzewa, D., Grzesik, P., Shubyn, B., & Mrozek, D. (2022). Forecasting of energy consumption for anomaly detection in automated guided vehicles: Models and feature selection. Paper presented at the Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2022 October, 2073–2079. DOI: 10.1109/SMC53654.2022.9945146. Retrieved from www.scopus.com.
18. Shubyn, B., Mrozek, D., Maksymyuk, T., Sunderam, V., Kostrzewa, D., Grzesik, P., & Benecki, P. (2022). Federated learning for Anomaly detection in Industrial IoT-enabled production environment supported by Autonomous guided vehicles. DOI: 10.1007/978-3-031-08760-8_35. Retrieved from www.scopus.com.
19. Smith, J. D., & Johnson, K. (2018). Intelligent control of AGV for automated manufacturing systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96(9–12), 4349–4360. DOI: 10.1007/s00170-018-1752-0.

20. Lee, S. H., Kim, J., & Park, J. (2020). An Intelligent Routing Algorithm for AGV in Manufacturing Environment. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 104–113. DOI: 10.1016/j.jmsy.2020.08.004.
21. Wang, Y., Li, X., Li, J., & Li, Z. (2019). An Intelligent Control Method for AGV Material Handling System. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 105(5–6), 1945–1954. DOI: 10.1007/s00170-019-03987-5.
22. Medykovskvi, M., Pavliuk, O., & Sydorenko, R. (2018). Use of machine learning technologies for the electric consumption forecast. *Paper presented at the International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 1432–1435. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2018.8526617.
23. Li, X., Chen, Y., & Zhang, Y. (2021). Real-time scheduling of AGV with machine learning and optimization techniques. *Proceedings of the 2021 International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS 2021)*, 245–251. DOI: 10.1109/ICRAS51812.2021.9433069.
24. Lee, J., Kim, H., & Park, J. (2020). Intelligent Collision Avoidance for AGV in Warehouse Environment. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 98(3), 591–603. DOI: 10.1007/s10846-019-01080-5.
25. Liu, Y., Sun, S., Cai, W., & Guo, B. (2021). A Real-Time Dynamic Scheduling Algorithm for AGV based on Multi-objective Optimization. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(7), 4562–4571. DOI: 10.1109/TII.2020.3021667.
26. Wang, Y., Liu, S., & Zhao, Y. (2022). Intelligent routing of AGV in a manufacturing environment: A comparative study. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 48–58. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.11.010.
27. Kim, S., Park, J., & Lee, S. (2020). Smart Control of AGV in Manufacturing Industry Using Artificial Intelligence. *International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 1326–1331. DOI: 10.23919/ICCAS50221.2020.9268034.
28. Li, J., Liu, Y., & Jiang, S. (2018). A survey of intelligent vehicle routing and scheduling problem in automated manufacturing systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96(1–4), 259–276. DOI: 10.1007/s00170-018-1928-x.
29. Arya, S., & Chauhan, S. S. (2021). A hybrid model of Fuzzy Logic and A* Algorithm for AGV navigation in flexible manufacturing systems. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 14(1), 1215–1226. DOI: 10.2991/ijcis.d.210414.001.
30. Bhatia, A., Singh, A., & Luthra, S. (2020). Adaptive routing and scheduling of automated guided vehicles using a simulation-based optimization approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 63, 101911. DOI: 10.1016/j.rcim.2019.101911.
31. Bhatia, A., Singh, A., & Luthra, S. (2020). Adaptive routing and scheduling of automated guided vehicles using a simulation-based optimization approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 63, 101911. DOI: 10.1016/j.rcim.2019.101911.
32. Li, C., Chen, Y., Zhang, Y., & Li, C. (2020). A dynamic path planning algorithm for automated guided vehicles in a real-time dynamic environment. *Journal of Advanced Transportation*, 2020, 1–11. DOI: 10.1155/2020/8874826.
33. Pavliuk, O., Steclik, T., & Biernacki, P. (2019). The forecast of the AGV battery discharging via the machine learning methods. *2019 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, 767–772. DOI: 10.1109/ICIT.2019.8754875.

References

1. Chol, J., & Gun, C. R. (2023). Multi-agent based scheduling method for tandem automated guided vehicle systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 123. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106229.
2. De Ryck, M., Versteijhe, M., & Debrouwere, F. (2020). Automated guided vehicle systems, state-of-the-art control algorithms and techniques. *Journal of Manufacturing Systems*, 54, 152–173. DOI: 10.1016/j.jmsy.2019.12.002.
3. Liang, Z., Wang, Z., Zhao, J., Wong, P. K., Yang, Z., & Ding, Z. (2023). Fixed-time prescribed performance path-following control for autonomous vehicle with complete unknown parameters. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 70(8), 8426–8436. DOI: 10.1109/TIE.2022.3210544.
4. Li, L., Li, Y., Liu, R., Zhou, Y., & Pan, E. (2023). A two-stage stochastic programming for AGV scheduling with random tasks and battery swapping in automated container terminals. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 174. DOI: 10.1016/j.tre.2023.103110.
5. Oyekanlu, E. A., Smith, A. C., Thomas, W. P., Mulroy, G., Hitesh, D., Ramsey, M., . . . Sun, D. (2020). A review of recent advances in automated guided vehicle technologies: Integration challenges and research areas for 5G-based smart manufacturing applications. *IEEE Access*, 8, 202312–202353. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3035729.

6. Theunissen, J., Xu, H., Zhong, R. Y., & Xu, X. (2019). Smart AGV system for manufacturing shopfloor in the context of industry 4.0. Paper presented at the Proceedings of the 2018 25th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice, M2VIP 2018. DOI: 10.1109/M2VIP.2018.8600887 Retrieved from www.scopus.com.
7. Sanogo, K., Mekhalef Benhafssa, A., Sahnoun, M., Bettayeb, B., Abderrahim, M., & Bekrar, A. (2023). A multi-agent system simulation based approach for collision avoidance in integrated job-shop scheduling problem with transportation tasks. *Journal of Manufacturing Systems*, 68, 209–226. DOI: 10.1016/j.jmsy.2023.03.011
8. Martínez-gutiérrez, A., Díez-gonzález, J., Ferrero-guillén, R., Verde, P., Álvarez, R., & Perez, H. (2021). Digital twin for automatic transportation in industry 4.0. *Sensors*, 21(10) DOI: 10.3390/s21103344.
9. Ha, V. T., Thuong, T. T., & Ha, V. T. (2023). Experiment study of an automatic guided vehicle robot. *International Journal of Power Electronics and Drive Systems*, 14(2), 1300–1308. DOI: 10.11591/ijpeds.v14.i2.pp1300-1308.
10. D'Souza, F., Costa, J., & Pires, J. N. (2020). Development of a solution for adding a collaborative robot to an industrial AGV. *Industrial Robot*, 47(5), 723–735. DOI: 10.1108/IR-01-2020-0004
11. Rahman, H. F., Janardhanan, M. N., & Nielsen, P. (2020). An integrated approach for line balancing and AGV scheduling towards smart assembly systems. *Assembly Automation*, 40(2), 219-234. DOI: 10.1108/AA-03-2019-0057.
12. Steclik, T., Cupek, R., & Drewniak, M. (2022). Automatic grouping of production data in industry 4.0: The use case of internal logistics systems based on automated guided vehicles. *Journal of Computational Science*, 62. DOI: 10.1016/j.jocs.2022.101693.
13. Cupek, R., Lin, J. C., & Syu, J. H. (2022). Automated guided vehicles challenges for artificial intelligence. Paper presented at the Proceedings-2022 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2022, 6281–6289. DOI: 10.1109/BigData55660.2022.10021117. Retrieved from www.scopus.com.
14. Steclik, T., Cupek, R., & Drewniak, M. (2022). Stream data clustering for engineering applications a use case of autonomous guided vehicles. Paper presented at the Proceedings-2022 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2022, 6347–6356. DOI: 10.1109/BigData55660.2022.10020484 Retrieved from www.scopus.com.
15. Shubyn, B., Kostrzewa, D., Grzesik, P., Benecki, P., Maksymyuk, T., Sunderam, V., . . . Mrozek, D. (2023). Federated learning for improved prediction of failures in autonomous guided vehicles. *Journal of Computational Science*, 68. DOI: 10.1016/j.jocs.2023.101956.
16. Syu, J., Lin, J. C., & Mrozek, D. (2022). An efficient and secured energy management system for automated guided vehicles. Paper presented at the Proceedings – 2022 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2022, 6357–6363. DOI: 10.1109/BigData55660.2022.10020806 Retrieved from www.scopus.com.
17. Benecki, P., Kostrzewa, D., Grzesik, P., Shubyn, B., & Mrozek, D. (2022). Forecasting of energy consumption for anomaly detection in automated guided vehicles: Models and feature selection. Paper presented at the Conference Proceedings – IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2022 October, 2073–2079. DOI: 10.1109/SMC53654.2022.9945146. Retrieved from www.scopus.com.
18. Shubyn, B., Mrozek, D., Maksymyuk, T., Sunderam, V., Kostrzewa, D., Grzesik, P., & Benecki, P. (2022). Federated learning for Anomaly detection in Industrial IoT-enabled production environment supported by Autonomous guided vehicles. DOI: 10.1007/978-3-031-08760-8_35. Retrieved from www.scopus.com.
19. Smith, J. D., & Johnson, K. (2018). Intelligent control of AGV for automated manufacturing systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96(9-12), 4349–4360. DOI: 10.1007/s00170-018-1752-0.
20. Lee, S. H., Kim, J., & Park, J. (2020). An Intelligent Routing Algorithm for AGV in Manufacturing Environment. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 104–113. DOI: 10.1016/j.jmsy.2020.08.004.
21. Wang, Y., Li, X., Li, J., & Li, Z. (2019). An Intelligent Control Method for AGV Material Handling System. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 105(5-6), 1945–1954. DOI: 10.1007/s00170-019-03987-5.
22. Medykovskvi, M., Pavliuk, O., & Sydorenko, R. (2018). Use of machine learning technologies for the electric consumption forecast. Paper presented at the International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies, 1432–1435. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2018.8526617.

23. Li, X., Chen, Y., & Zhang, Y. (2021). Real-time scheduling of AGV with machine learning and optimization techniques. *Proceedings of the 2021 International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS 2021)*, 245–251. DOI: 10.1109/ICRAS51812.2021.9433069.
24. Lee, J., Kim, H., & Park, J. (2020). Intelligent Collision Avoidance for AGV in Warehouse Environment. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 98(3), 591–603. DOI: 10.1007/s10846-019-01080-5.
25. Liu, Y., Sun, S., Cai, W., & Guo, B. (2021). A Real-Time Dynamic Scheduling Algorithm for AGV based on Multi-objective Optimization. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 17(7), 4562–4571. DOI: 10.1109/TII.2020.3021667.
26. Wang, Y., Liu, S., & Zhao, Y. (2022). Intelligent routing of AGV in a manufacturing environment: A comparative study. *Journal of Manufacturing Systems*, 64, 48–58. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.11.010.
27. Kim, S., Park, J., & Lee, S. (2020). Smart Control of AGV in Manufacturing Industry Using Artificial Intelligence. *International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 1326–1331. DOI: 10.23919/ICCAS50221.2020.9268034.
28. Li, J., Liu, Y., & Jiang, S. (2018). A survey of intelligent vehicle routing and scheduling problem in automated manufacturing systems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 96(1–4), 259–276. DOI: 10.1007/s00170-018-1928-x.
29. Arya, S., & Chauhan, S. S. (2021). A hybrid model of Fuzzy Logic and A* Algorithm for AGV navigation in flexible manufacturing systems. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 14(1), 1215–1226. DOI: 10.2991/ijcis.d.210414.001.
30. Bhatia, A., Singh, A., & Luthra, S. (2020). Adaptive routing and scheduling of automated guided vehicles using a simulation-based optimization approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 63, 101911. DOI: 10.1016/j.rcim.2019.101911.
31. Bhatia, A., Singh, A., & Luthra, S. (2020). Adaptive routing and scheduling of automated guided vehicles using a simulation-based optimization approach. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 63, 101911. DOI: 10.1016/j.rcim.2019.101911.
32. Li, C., Chen, Y., Zhang, Y., & Li, C. (2020). A dynamic path planning algorithm for automated guided vehicles in a real-time dynamic environment. *Journal of Advanced Transportation*, 2020, 1–11. DOI: 10.1155/2020/8874826.
33. Pavliuk, O., Steclik, T., & Biernacki, P. (2019). The forecast of the AGV battery discharging via the machine learning methods. *2019 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, 767–772. DOI: 10.1109/ICIT.2019.8754875.

INTELLIGENT SYSTEM FOR ANALYZING BATTERY CHARGE CONSUMPTION PROCESSES

Olena Pavliuk^{1,2}, Mykola Medykovskyy¹, Natalya Lysa¹, Myroslav Mishchuk¹

¹ Lviv Polytechnic National University,
Department of Automated Control Systems, Lviv, Ukraine

² Silesian University of Technology,
Department of Distributed Systems and IT Devices, Gliwice, Poland

E-mail: olena.m.pavliuk@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-4561-3874

E-mail: mykola.o.medykovskyy@lpnu.ua, ORCID: 0000-0003-2492-8578

E-mail: nataliia.k.lysa@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-5513-9614

E-mail: myroslav.mishchuk.knm.2019@lpnu.ua, ORCID: 0000-0001-8723-2514

The article develops an intelligent system of analysis and neural network forecasting of battery charge consumption for automated vehicles (AGVs). For this purpose, the types of AGV and the methods of effective forecasting of their battery charge consumption were analyzed. It is

established that they are based on optimal robot control processes; application of technologies to increase capacity and extend service life.

The data for the forecast was collected using the UAExpert OPC UA client, which allowed to convert the informative components of the data vector into a format suitable for further processing (csv). To eliminate outliers in the signals, a dispersion analysis of each parameter of AGV was carried out. Data for which the sigma value exceeded 1.5 were considered partially lost and were replaced by a moving average of 12 points (the number of ANN inputs). For training, verification and testing of neural networks, parameters with high and medium positive correlation dependence were selected according to the Pearson correlation coefficient. Short-term and medium-term forecasting of battery charge consumption for AKTZ was carried out on the basis of ANN with deep learning, the model of which was tested in two modes: forecasting and prediction.

The effectiveness of the developed system was investigated by testing it on the data obtained from Formica-1 AGV. The average absolute testing error was less than 1 %. The highest value of the prediction error was less than 9 % when predicting such parameters as current position and X-coordinate, which are correlated with battery charge consumption for AGV. It has been established experimentally that the accuracy of the forecast of battery charge consumption for various types of AGV has been improved.

Key words: automated guided vehicles; Industry 4.0; artificial intelligence; artificial neural networks; data analysis.