

О. М. Павлюк¹
 М. О. Медиковський¹
 М. В. Міщук¹
 А. О. Заболотна¹

МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ОПТИМАЛЬНОГО ШЛЯХУ МОБІЛЬНОЇ РОБОТИЗОВАНОЇ ПЛАТФОРМИ В УМОВАХ ОБМЕЖЕНИХ РЕСУРСІВ

Національний університет «Львівська політехніка»

З переходом до Індустрії 5.0 мобільні роботизовані платформи (МРП) стали важливим елементом автоматизації промислових підприємств, замінивши застарілі конвеєри. Вони оптимізують транспортування матеріалів на промислових підприємствах, інтегруються з системами управління та адаптуються до змінних умов. Основну увагу автори приділили навігації МРП в динамічних середовищах, уникаючи перешкод при взаємодії з людьми в умовах обмежених ресурсів. У роботі проаналізовано обмеження наявних підходів до планування маршрутів для МРП, зокрема алгоритми A^* , D^* , $DLite$, M в умовах динамічних середовищ. Особливу увагу приділено оптимізації алгоритмів із застосуванням федеративного навчання, впроваджуючи штучний інтелект для підвищення продуктивності.

Авторами запропоновано метод визначення найкоротшого маршруту для МРП, в основу якого закладені класичні алгоритми знаходження оптимального маршруту в умовах статичних і динамічних перешкод з урахуванням обмежених ресурсів, зокрема залишкового заряду акумуляторної батареї та часу виконання поставленого завдання. Стаціонарні перешкоди — це стіни та нерухомі робочі місця персоналу, а динамічні — класифіковані як живі (промисловий персонал) і неживі (інші МРП чи непередбачувані об'єкти, такі як коробки). Застосовано федеративне навчання для прогнозування спаду напруги акумуляторних батарей МРП з урахуванням індивідуальних характеристик платформ. Розроблений метод передбачає поділ карти маршруту на рівномірну сітку, побудову матриць перешкод, прогнозування напруги батареї та визначення оптимального маршруту за допомогою алгоритмів A^* , D^* , $DLite$, M . Ефективність методу оцінено за такими параметрами: довжина маршруту, кількість пройдених комірок, час виконання, залишковий заряд батареї. Подано результати роботи методу на прикладі маршруту МРП Formica 1, AIUT, Глівіце, Польща.

Алгоритм D^* , закладений в основу розробленого методу, є найефективнішим за часом виконання, кількістю пройдених комірок і збереженням заряду батареї, завдяки чому він є оптимальним для динамічних умов. Алгоритми $DLite$ і M також показують хорошу продуктивність в статичних умовах, з меншими витратами ресурсів. Алгоритми A^* хоча і знаходить оптимальний шлях, є найповільнішим і менш ефективним за обмежених ресурсів. Таким чином, для динамічних середовищ найкращим вибором є алгоритм D^* , а хорошими варіантами для стабільних умов є алгоритми $DLite$ і M .

Ключові слова: мобільні роботизовані платформи, найкоротший маршрут, обмежені ресурси, динамічні перешкоди, федеративне навчання.

Вступ

З переходом промислових підприємств від Індустрії 4.0 до 5.0 застарілі стрічкові конвеєри змінено на універсальніші та гнучкіші мобільні роботизовані платформи (МРП). МРП — це автономні чи віддалено керовані пристрої, обладнані робочими механізмами та системами керування і призначені для виконання різноманітних завдань. Основною концепцією таких платформ є транспортування матеріалів, компонентів та готової продукції на виробничих підприємствах та складах.

Основні принципи застосування МРП включають автономність, інтеграцію з іншими системами управління виробництвом, а також можливість адаптації до змінних умов робочого середовища. Автономність МРП забезпечується використанням сенсорів, камер, лазерних сканерів, ультразвукових сенсорів, гіроскопа, акселерометра, магнетометра та інших пристроїв, які дозволяють їм орієнтуватися у просторі та уникати перешкод.

Системи управління МРП програмують для автономної роботи або взаємодії з оператором за допомогою дистанційного керування. Вони здатні до автономної навігації чи виконання завдань згідно з командами оператора. Додатково МРП можуть оснащувати робочими механізмами або інструментами для виконання конкретних завдань. До прикладу маніпуляторами, інструментами для збору, підйому, переміщення чи обробки об'єктів, причіпними візками для перевезення вантажів. Живлення в МРП може бути: електричне, гібридне або іншими джерелами енергії залежно від службового призначення платформи.

Зважаючи на завдання, які можуть виконувати МРП в промислових середовищах одночасно з людьми, виникає проблема поліпшення логістичних задач для підвищення безпеки робітників. Тому необхідно уникати зіткнень з людьми та іншими стаціонарними і динамічними перешкодами. Причому важливою є робота таких систем в реальному часі з урахуванням ресурсних обмежень, таких як залишковий заряд акумуляторної батареї МРП.

Метою роботи є підвищення ефективності планування маршрутів для мобільних роботизованих платформ в умовах динамічного середовища на основі розробленої інтелектуальної системи обробки даних для знаходження найкоротшого шляху з урахуванням граничних умов. Запропонований підхід ґрунтується на федеративному навчанні та враховує критерії часу виконання, кількості пройдених комірок і енергоефективності, забезпечуючи адаптивність планування маршруту з урахуванням змінних умов середовища.

Перелік задач, які необхідно розв'язати в роботі:

1. Аналіз наявних алгоритмів планування маршрутів на основі знаходження найкоротшого шляху та визначення обмежень застосування кожного алгоритму для МРП.
2. Вибір метрик оцінювання алгоритмів: час виконання, довжина маршруту, кількість пройдених комірок, залишковий заряд акумулятора та дослідження ефективності алгоритмів в умовах статичних і динамічних перешкод.
3. Формування стратегії побудова карти маршруту та моделювання сценаріїв тестування для статичних і динамічних середовищ.
4. Оптимізація маршрутів на основі федеративного навчання з урахуванням нейромережного прогнозу залишкового заряду акумулятора та індивідуальних характеристик МРП для персоналізації моделей прогнозування.
5. Розробка гібридного методу знаходження найкоротшого шляху для різних типів перешкод (статичних, динамічних живих і неживих) з урахуванням обмежень у динамічно змінному середовищі в режимі реального часу.
6. Оцінка продуктивності гібридного методу порівняно з традиційними алгоритмами на основі даних, отриманих з МРП Formica 1.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Грунтовний огляд методів навігації МРП здійснено в роботах [1]—[3]. У цих дослідженнях розглянуто еволюцію навігаційних підходів, зокрема класичних, евристичних та штучного інтелекту. Універсальні МРП використовуються для підвищення ефективності роботи в різноманітних галузях, включно з розвантаженням контейнерів в портах, де є особливості логістики. В публікації [4] запропоновано комбінаторну оптимізацію для розподілу завдань і алгоритм ІАОА-А, який базується на поліпшенні алгоритму A^* для уникнення перешкод. Він дозволив підвищити точність планування шляху та зменшив середню відносну різницю виконання завдань на 24,45 % порівняно з традиційними підходами В. Оптимізація алгоритму A^* здійснена в [5], в результаті зменшена кількість точок пошуку на 25 %, а поворотних точок — на 30 %. Моделювання в MATLAB показало, що швидкість планування зросла понад 20 %. Удосконалений алгоритм A^* , запропонований в [6], враховує перевантаження, коригуючи ваги на карті. Це дозволило уникати заторів та підвищити ефективність планування шляху. Вирішення конфліктів вузлів шляхом оптимального розподілу пріоритетів для МРП вимагають вдосконалення і розглянуті в [7]. Хоча методи динамічного пріоритету пропонують рішення, їхня ефективність знижується зі збільшенням кількості МРП або в

умовах високої щільності трафіку.

Широкого застосування набули гібридні алгоритми планування шляху. Об'єднання глобального та локального планування шляху (гібрид A^* і ТЕВ) забезпечує ефективніший рух МРП, знижуючи ризик аварій, що запропоновано авторами в публікації [8]. У моделях на базі Gazebo гібридний алгоритм скорочує час пошуку шляху на 220...615,8% порівняно з класичними методами. Алгоритм A^* адаптували до змін у середовищі, знижуючи конфлікти шляхом локальної багатоспрямованості й динамічного пріоритету, висвітлено в [7]. За рахунок цього вдалося покращити стабільність і швидкість пошуку, а також вирішити конфлікти у вузлах. Інтеграція A і DWA*, здійснена в [9], підвищила безпеку, зменшила кількість точок перегину та забезпечила динамічне уникнення перешкод. Моделювання в MATLAB продемонструвало побудову плавніших та адаптивніших шляхів для МРП [9]. В [10] на основі поведінкових моделей МРП створено систему оптимізації шляхів для контейнерних терміналів. Злиття алгоритмів A^* та DWA підвищує плавність руху та обробку контейнерів на 13,2%. Покращений A з розширеними можливостями DWA*, розроблений [11], в скорочує кількість точок перегину й забезпечує плавніший і безпечний шлях для мобільних роботів у динамічному середовищі.

Використання AI у навігації демонструє значне підвищення продуктивності систем. МРП відіграють важливу роль у маршрутизації матеріальних потоків. Планування їхнього шляху, що базується на принципах найкоротших маршрутів, забезпечує своєчасне виконання транспортних завдань [12]. Динамічне уникнення перешкод представлено в дослідженнях [4], [8], [10], [11], які акцентують на проблемах динамічного уникнення перешкод у реальному часі. Хоча запропоновані моделі (наприклад, алгоритм IAOA-A [4] чи злиття алгоритмів A^* і DWA [11]) демонструють певні успіхи, оптимізація цього процесу для складних і динамічних середовищ залишається викликом. Ефективна інтеграція глобального і локального планування залишається складною [8], [9]. Наявні рішення все ще стикаються з проблемами, як-от низька плавність маршруту, велика кількість точок перегину та низька адаптивність до нових середовищ.

Оптимізація алгоритмів, зокрема найпоширенішого A^* , описана в [6], [7], [11], але вони мають труднощі з видаленням надлишкових точок, що призводить до зайвих обчислень і зниження ефективності. Алгоритми, обмежені в забезпеченні найкоротшого шляху та мінімальної кількості точок перегину в реальних умовах, є в [11]—[13]. Проте поточні алгоритми часто не враховують зміни в параметрах середовища, таких як перевантаження, рухомі бар'єри чи зміна умов [1], [6]. Потреба у створенні адаптивних моделей, які могли б коригувати маршрут залежно від різних вагомих факторів, залишається актуальною і докладно описана в [10]. Хоча потенціал використання ШІ для підвищення продуктивності системи визнається [1], реальні методи інтеграції ШІ з МРП для навігації ще потребують подальших досліджень.

Для реального впровадження багато методів мають занадто високу обчислювальну складність [8], [9]. Це ускладнює інтеграцію МРП у великомасштабні системи з високою інтенсивністю роботи. Більшість рішень, представлених у статтях, демонструють ефективність у моделюванні (MATLAB, Gazebo тощо), але їхнє практичне впровадження залишається викликом [1], [9]. Також вартість впровадження складних алгоритмів також не завжди враховується [9]. Приклади реального впровадження цих алгоритмів знаходження найкоротшого шляху з урахуванням зіткнення з перешкодами автори подали в публікаціях [13]—[15].

Ці нерозв'язані задачі вказують на необхідність подальшої роботи над удосконаленням алгоритмів, зниженням обчислювальної складності, адаптацією до реальних умов та інтеграцією інноваційних технологій.

Аналіз методів знаходження найкоротшого шляху для логістичних задач МРП

Найпоширенішими алгоритмами знаходження найкоротшого шляху в умовах динамічних середовищ, які використовуються в логістичних системах зокрема МРП є: A^* , D^* , D^* Lite, M^* . A^* — алгоритм для пошуку найкоротшого шляху в статичному середовищі. Він використовує евристичну функцію для оцінки вартості шляху від початкової до цільової точки. Вона поєднує інформацію про відстань від початку (g -значення) і евристичну оцінку відстані до цілі (h -значення). Сам алгоритм можна представити у вигляді таких 3-х основних кроків. Початкові умови:

$$g(n_{start}) = 0, h(n_{start}); \quad (1)$$

початкові дані $f(n_{start}) = g(n_{start}) + h(n_{start}); \quad (2)$

$$\begin{aligned} \text{оновлення:} \quad g(n_{neighbor}) &= g(n_{current}) + \text{вартість руху від } n_{current} \text{ до } n_{neighbor}, \\ a(n_{neighbor}) &= g(n_{neighbor}) + h(n_{neighbor}). \end{aligned} \quad (3).$$

Умови завершення: якщо $n_{current} = n_{goal}$, то пошук завершено.

Основними перевагами A^* є: оптимальність для статичних середовищ з чіткою гарантією мінімальної вартості шляху. Проте цей алгоритм не підходить для динамічних середовищ. Також він вимагає використання великого обсягу пам'яті для зберігання відкритих та закритих вузлів.

D^* (Dynamic A^*) — алгоритм для пошуку шляху в динамічних середовищах, де відомості про середовище змінюються під час руху. D^* — це адаптований до змін середовища варіант алгоритму A^* , який перепланує шлях у реальному часі на основі нової інформації про перешкоди або зміни в навколишньому середовищі.

Основні компоненти D^* : (1) Граф будується таким чином: простір, в якому рухається МРП поділений на вузли та ребра (подібно як в алгоритмі A^*). (2) Функція вартості шляху $g(n)$ обчислюється як фактична вартість шляху від початкової точки до вузла n . (3) Евристична функція $h(n)$ — це оцінка вартості шляху точного вузла до цільової точки, яка допомагає алгоритму визначити орієнтовану відстань. (4) Функція $f(n)$ — це сумарна вартість шляху, яка обчислюється як $f(n) = g(n) + h(n)$, де $g(n)$ — фактична вартість шляху, а $h(n)$ — евристична оцінка вартості шляху.

Основною відмінністю D^* від A^* є, те що A^* будує шлях за один раз і не адаптується до нових перешкод після початку руху. Натомість D^* дозволяє адаптувати маршрут в реальному часі під з появою нових перешкод, перераховуючи тільки ті частини шляху, які зазнали змін, замість того, щоб повністю перепланувати весь маршрут.

Математичний опис компонентів алгоритму D^* є таким. Простір, в якому агент рухається, поділяється на вузли N та ребра між ними. Кожен вузол має певну вартість $c(n, n')$, що визначає вартість переходу між вузлами n та n' . Вартість шляху від початкового вузла n_{start} до поточного вузла n , що визначає загальну вартість маршруту, пройденого МРП. Ця вартість є змінною в часі, оскільки алгоритм D^* коригує цю вартість у разі змін середовища:

$$g(n) = \min(g(n), g(n') + c(n', n))g(n),$$

де n' — сусідній вузол, $c(n, n')$ — вартість переходу від n' до n . Евристика визначає орієнтовну вартість шляху від вузла n до цільового вузла n_{goal} . Для D^* евристика може змінюватися в залежності від поточного стану середовища, якщо з'являються нові перешкоди або змінюється доступність шляхів. $h(n)$ — евристика для оцінки відстані або вартості до цілі. Функція оцінки в алгоритмі D^* для кожного вузла визначається як:

$$f(n) = g(n) + h(n)f(n),$$

де $g(n)$ — це поточна вартість шляху від початку до n , а $h(n)$ — евристична оцінка відстані до цілі.

Коли в середовищі з'являється нова перешкода або змінюються умови руху, алгоритм D^* не перевизначає весь маршрут, а лише оновлює вузли, які зазнали змін. Це відбувається шляхом коригування значень $g(n)$ та $f(n)$ для вузлів, що знаходяться в зоні впливу нової перешкоди.

Математично це описується як коригування значення $g(n)$ на основі нової інформації:

$$g(n) = \min(g(n), g(n') + c(n', n))g(n),$$

де n' — вузол, який безпосередньо пов'язаний з n , і $c(n, n')$ — нова вартість переходу через вузол, якщо змінено ситуацію в середовищі.

Ключовою особливістю алгоритму D^* є оновлення тільки вузлів, які були змінені через нову перешкоду або змінене середовище. Алгоритм починає з найменшого значення $f(n)$ для вузлів, пов'язаних зі змінами, і обчислює нову вартість для кожного вузла з урахуванням змін.

Якщо змінений вузол є частиною шляху, алгоритм переобчислює значення $g(n)$ для всіх сусі-

дів цього вузла і переглядає необхідність коригування маршруту. Після того, як алгоритм D^* адаптує маршрут, можна відновити шлях до цілі, відстежуючи батьківські вузли, які зберігаються під час коригування маршруту.

Для статичних перешкод основні кроки D^* полягають у коригуванні шляху у реальному часі, зважаючи на зміни на мапі та враховуючи вартість переходів між комірками. Під час початкового планування маршруту МРП, якщо простір складається з статичних перешкод, алгоритм D^* працює подібно до A^* . Він будує оптимальний маршрут, уникаючи цих перешкод, і записує маршрут у вигляді списку вузлів, який потрібно пройти. Алгоритм оцінює вартість шляху від стартової точки до цілі, і обходить статичні перешкоди. Далі МРП рухається по маршруту, на основі попереднього планування. Тому такий алгоритм підходить для динамічних середовищ, оскільки мінімізує необхідність повторного розрахунку шляху. Але цей алгоритм є повільніший ніж A^* через необхідність постійного оновлення шляху. Також він не оптимізує пам'ять так ефективно, як A^* . Для динамічних перешкод якими є люди, інші МРП алгоритм D^* коригує маршрут в реальному часі, не обчислюючи знову весь шлях, а тільки ті вузли, які зазнали змін.

M^* (M-star) це вдосконалений пошуковий алгоритм для знаходження оптимальних шляхів в динамічних середовищах. Він базується на принципах алгоритму A^* та D^* , але пропонує гнучкішу структуру для адаптації до змін в середовищі в реальному часі. M^* зазвичай використовується для завдань, де необхідно знайти оптимальний шлях в середовищі з динамічними та статичними перешкодами.

Динамічне оновлення шляху M^* відбувається за рахунок адаптації до змін у середовищі. Він може ефективно перепланувати маршрут в реальному часі у разі появи нових перешкод. Алгоритм ефективно справляється як із статичними, так і з динамічними перешкодами, оновлюючи тільки частини шляху, які зазнали змін. M^* швидко і адаптивно коригує маршрут для МРП, змінюючи маршрут в разі появи нових перешкод або змін у навколишньому середовищі. Алгоритм M^* починає з обчислення оптимального маршруту з початкової точки n_{startn} до цілі n_{goaln} , уникаючи статичних перешкод. Алгоритм оцінює $f(n) = g(n) + h(n)$ для кожного вузла та вибирає вузол з найменшою оцінкою для продовження пошуку. Під час руху МРП в середовищі можуть з'явитися нові динамічні перешкоди на які алгоритм M^* реагує переплануванням лише частини маршруту, що знаходиться в зоні зміни. Він оновлює значення $g(n)$ та $f(n)$ для вузлів, що зазнали змін. Коли нові перешкоди з'являються в середовищі, алгоритм M^* виконує лише необхідні оновлення маршруту, змінюючи $g(n)$ та $f(n)$ для вузлів, які знаходяться поблизу перешкоди. МРП автоматично адаптує свій маршрут, мінімізуючи затримки. Після оновлення маршруту МРП продовжує рух новим оптимальним шляхом, уникаючи як статичні, так і динамічні перешкоди. Якщо в процесі руху МРП стикається з новими змінами середовища, алгоритм M^* знову виконує необхідне оновлення шляху, продовжуючи коригувати рух.

M^* підходить для роботи в умовах з невизначеністю та неповною інформацією з можливістю враховувати ймовірні зміни середовища. Проте часто потребує додаткових обчислювальних ресурсів для моделювання невизначеності і може бути менш ефективним, ніж інші алгоритми, якщо середовище добре відоме.

Порівняння за основними критеріями чотирьох основних методів подано в табл. 1

Таблиця 1

Порівняння ефективності класичних методів знаходження найкоротшого шляху

| Характеристика | A^* | D^* | D^*Lite | M^* |
|------------------------------------|-----------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|--|
| Тип середовища | статичне | динамічне | динамічне | динамічне з невизначеністю |
| Оптимальність | оптимальний шлях | оптимальний шлях | оптимальний шлях (менше оптимізовано) | шлях з урахуванням невизначеності |
| Використання пам'яті | велике | велике | менше ніж у D^* | середнє |
| Швидкість | повільне, якщо карти великі | повільніше за A^* , але адаптується | швидше ніж D^* | повільніше за A^* через моделювання невизначеності |
| Підходить для роботів | статичні середовища | динамічні середовища | динамічні середовища | роботи з нечіткими даними |
| Ускладнення у разі змін середовища | не адаптується | адаптується в реальному часі | адаптується швидше за D^* | ускладнене через невизначеність |

Розроблений метод

Метод знаходження найкоротшого маршруту для МРП в умовах динамічного середовища покладений в основу програмної реалізації запропонованої інтелектуальної системи обробки даних, написаної на Python. Вона базується на принципах федеративного навчання, що дозволяє ефективно збирати, обробляти та оновлювати інформацію про стан маршруту та перешкоди без необхідності централізованого збереження даних. Система забезпечує адаптивне планування маршруту, враховуючи як статичні, так і динамічні перешкоди, а також залишковий заряд акумуляторної батареї МРП. Вхідними даними для системи є поточні координати МРП, інформація про перешкоди, рівень заряду батареї, а також історичні дані про зміни у середовищі. Вихідними даними є оптимальний маршрут, прогнозовані ризики зупинки через низький заряд, а також адаптовані стратегії обходу перешкод.

Стационарними перешкодами вважатимемо стіни та незмінні, нерухомі робочі місця промислового персоналу. Динамічні перешкоди класифікуємо відносно їхнього призначення та системи збору інформації. До першого типу динамічних перешкод відносять промислових працівників. Це живі перешкоди які можуть перебувати на шляху МРП дуже короткий часовий проміжок. Проте саме вони згідно людиноцентричної стратегії в Індустрії 5.0 вимагають найбільшого ступеня безпеки. Другий і третій типи перешкод — це неживі об'єкти. До другого типу перешкод належать



Рис. 1. МРП Formica 1, який випускає фірма AIUT, Глівіце, Польща

інші МРП, які працюють у одному промисловому приміщенні. До третього типу належать непередбачувані перешкоди, яких за нормальної роботи промислового підприємства з не повинно бути. До них належать коробки, пелети та ін. динамічні неживі перешкоди які стоятимуть там поки їх не заберуть. Також на логістичну систему накладається обмеження, яке визначається залишковим зарядом акумуляторної батареї МРП. Основною характеристикою, яка його описує є залишкова напруга. Дослідження проводили для МРП Formica 1, який випускає фірма AIUT, Глівіце, Польща (рис. 1).

Це платформа габаритами 1300×750×299 мм, яка може транспортувати вантажі вагою до 1000 кг у динамічному середовищі у виробничих цехах та на складах у двох напрямках. Вона може розвивати максимальну швидкість 2 м/с та працювати до 10 годин на одному заряді акумуляторної батареї. Оснащена камерою, лідаром, бездротовим зв'язком (IoT/SRD/2G/4G), та відповідає стандартам безпеки EN ISO 13850, EN1525, IEC / EN 60825-1. Formica 1 адаптована для інтеграції з виробничою лінією та будь-якою системою інтралогістики. Проте часто згідно з виробничими умовами існує обмеження на нижню межу заряду акумуляторної батареї, за якої ще можна використовувати МРП без підзарядки, зокрема для Formica 1 — це 20 % від початкового заряду. З досягненням цієї межі МРП повинно їхати по маршруту до боксу для підзарядки. Враховуючи старіння і деградацію однотипних акумуляторних батарей, які стоять на однотипних МРП, та тип виконуваних завдань платформою, можна зауважити на різному перебігу їхнього розрядження. Також іншим обмеженням є час проходження МРП маршруту. Тому виникає ще одна проблема — це розробки логістичної системи, яка б враховувала індивідуальні характеристики навіть повністю однотипних МРП. Цю проблему можна вирішити застосуванням федеративного навчання, яке одночасно може збирати та опрацьовувати інформацію децентралізовано. Після агрегування параметрів моделей однотипних МРП можна оновити загальну модель, розміщену на локальному чи хмарному сервері. Проте використання саме локального фізичного сервера забезпечить локальну роботу в разі нестабільного зв'язку, спричинену різноманітними факторами. Після відновлення зв'язку можна оновити модель на глобальному сервері, розміщеному в хмарі.

На рис. 2. показано узагальнену схему федеративного навчання людиноцентричного промислового підприємства, яке використовує МРП.

За допомогою такої системи федеративного навчання можна здійснювати посекторний прогноз спаду напруги кожного МРП. Якщо сектор не потрапив в клітинку сітки, то в матрицю зміни напруги записується значення з попереднього сектору. Нейромережеву модель прогнозування із застосуванням методу дейтамайнінгу описано авторами в публікаціях [16], [17], [18]. Значення прогнозованої напруги надалі використовуватимуться як обмежені ресурси в розробленому методі

знаходження найкоротшого шляху з динамічними і статичними перешкодами. Також паралельно з прогнозами можна передавати дані про динамічні перешкоди.

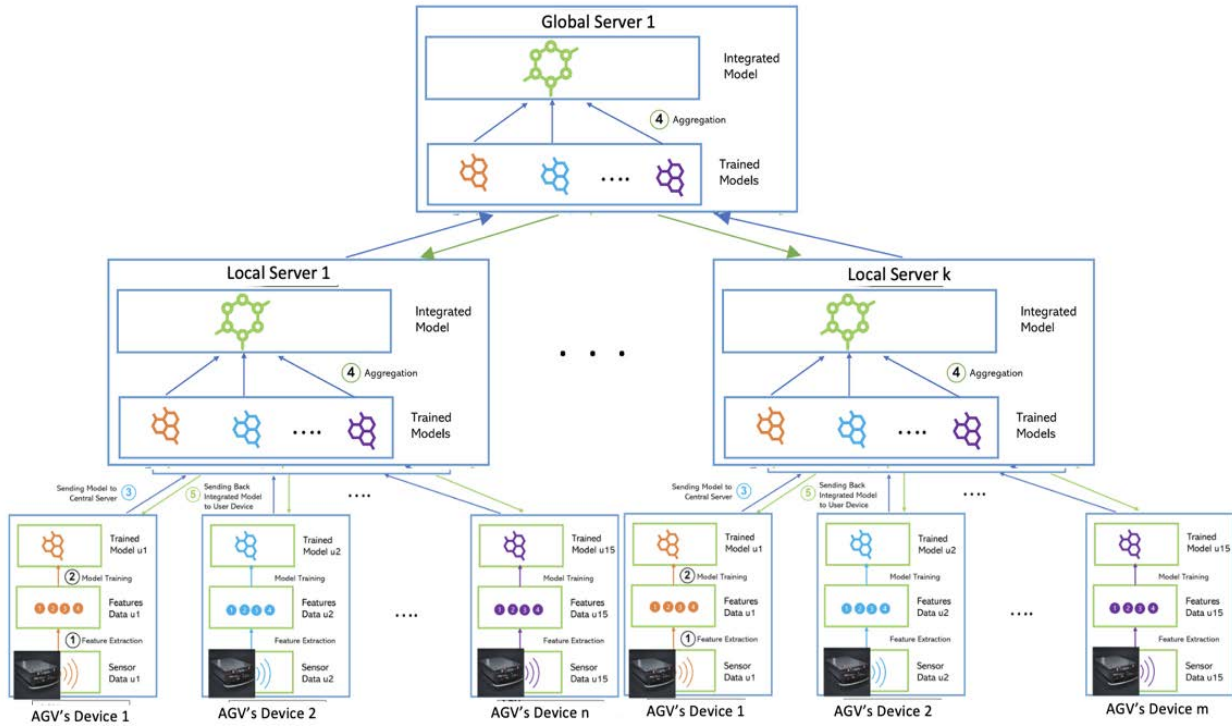


Рис. 2. Узагальнена схема федеративного навчання людиноцентричного промислового підприємства, яке використовує МРП

На рис. 3 показано мапу маршруту МРП Formica 1, розбиту на рівномірну сітку.

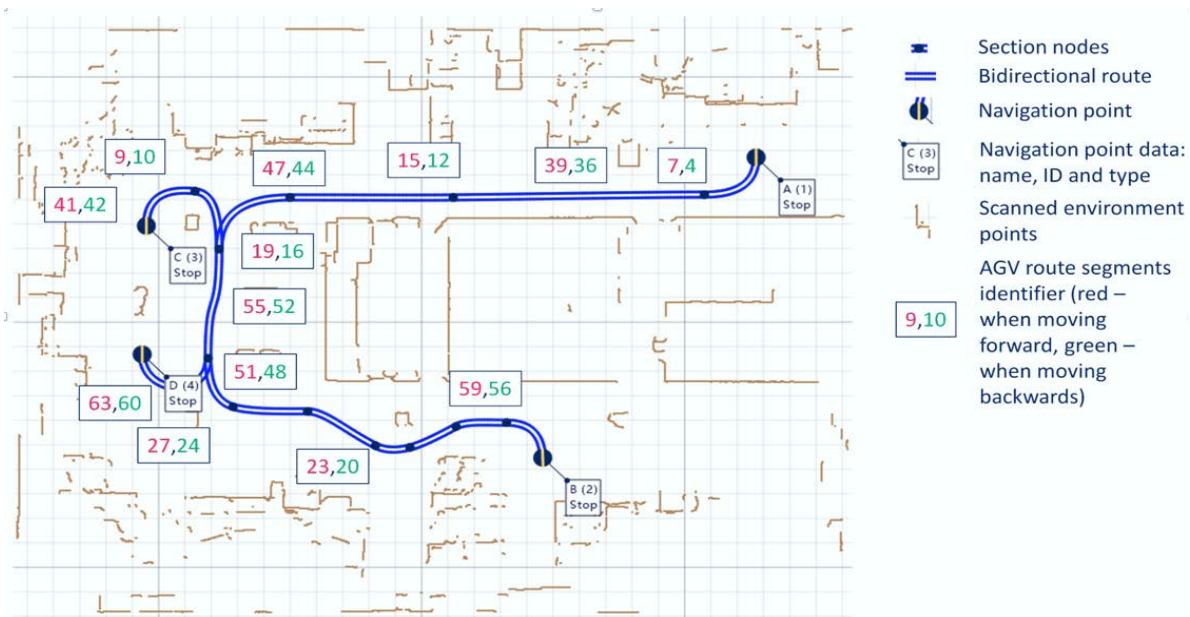


Рис. 3. Мапа маршруту МРП Formica 1 розбита на рівномірну сітку

Маршрут складається з пронумерованих ділянок з червоними та зеленими цифрами (червоним, коли МРП рухається передом, і зеленим, коли він рухається задом). Цим сегментам присвоюються унікальні номери під час створення оператором карти маршруту за допомогою програми Navitrol та не змінюються, допоки карта маршруту не буде змінена. Кінцева зупинка — це місце, де МРП зупиняється, виконує заплановану дію, до прикладу, розвантаження і починає рух у протилежному напрямку. Тому дотримуємося такої послідовності 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. До того ж, маршрут від А до D зазвичай пролягає в обох напрямках.

В табл. 2 подано порівняння класичних методів знаходження найкоротшого маршруту згідно з запропонованим мапою з урахуванням динамічних і статичних перешкод та накладеними обмеженнями.

Таблиця 2

Порівняння класичних методів знаходження найкоротшого маршруту

| Показник | A* | D* | D*Lite | M* |
|------------------------------|------------------------|---------------------------------------|--|--|
| Довжина маршруту | Враховує | Враховує | Враховує лише в динамічному середовищі | Враховує лише в динамічному середовищі |
| Кількість пройдених комірок | Враховує | Враховує | Враховує | Враховує |
| Час виконання | Не враховує | Враховує лише для динамічних перешкод | Враховує | Враховує |
| Залишковий заряд акумулятора | Не враховує | Не враховує | Не враховує | Враховує |
| Врахування перешкод | Враховує лише статичні | Не враховує | Не враховує | Враховує |

Методи A*, D* і D* Lite* не враховують залишковий заряд акумулятора та час виконання. Вони також погано працюють з динамічними перешкодами. Тому доцільно порівнювати лише класичний M*, оскільки він може адаптуватися до змін середовища та оцінювати ресурсні обмеження. Інші методи можна використати в основі розробленого гібридного методу шляхом внесення додаткових кроків, які є в основі принципу федеративного навчання. В табл. 3 показані результати роботи запропонованого гібридного методу знаходження найкоротшого шляху МРП на прикладі частини мапи розмірністю 10 на 10 комірок з урахуванням статичних та динамічних перешкод в умовах обмежених ресурсів.

Таблиця 3

Порівняння результатів роботи запропонованого гібридного методу, в основі якого лежить алгоритми A*, D*, D*Lite та M*

| | Гібридний метод в основі якого A* | Гібридний метод в основі якого D* | Гібридний метод в основі якого D*Lite | M* |
|-------------------------------|--|--|--|--|
| Знайдений шлях | (0, 0), (1, 0), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 3), (4, 4), (4, 5), (5, 5), (6, 5), (7, 5), (7, 6), (7, 7), (8, 7), (8, 8), (8, 9), (9, 9) | (1, 0), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 3), (4, 4), (4, 5), (5, 5), (6, 5), (7, 5), (7, 6), (7, 7), (8, 7), (8, 8), (8, 9), (9, 9) | (0, 0), (1, 0), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 3), (4, 4), (4, 5), (5, 5), (6, 5), (7, 5), (7, 6), (7, 7), (8, 7), (8, 8), (8, 9), (9, 9) | (0, 0), (1, 0), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 3), (4, 4), (4, 5), (5, 5), (6, 5), (7, 5), (7, 6), (7, 7), (8, 7), (8, 8), (8, 9), (9, 9) |
| Кількість пройдених комірок | 19 | 18 | 19 | 19 |
| Час виконання (сек) | 0,00016 | 8,20159e-05 | 9,53674e-05 | 8,82149e-05 |
| Всі розглянуті комірки | (0, 0), (0, 1), (1, 0), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 3), (4, 4), (4, 5), (4, 6), (4, 7), (4, 8), (4, 9), (5, 2), (5, 3), (5, 5), (5, 6), (5, 7), (5, 8), (6, 5), (7, 5), (7, 6), (7, 7), (8, 7), (8, 8), (8, 9), (9, 7), (9, 8) | (0, 0), (0, 1), (1, 0), (2, 0), (2, 1), (2, 2), (3, 2), (4, 2), (4, 3), (4, 4), (4, 5), (4, 6), (4, 7), (4, 8), (4, 9), (5, 2), (5, 3), (5, 5), (5, 6), (5, 7), (5, 8), (6, 5), (7, 5), (7, 6), (7, 7), (8, 7), (8, 8), (8, 9), (9, 7), (9, 8) | (4, 3), (4, 9), (4, 6), (5, 7), (8, 9), (9, 8), (2, 2), (1, 0), (7, 7), (6, 5), (4, 2), (4, 5), (5, 6), (4, 8), (5, 3), (9, 7), (0, 1), (8, 8), (2, 1), (7, 6), (3, 2), (4, 7), (5, 2), (4, 4), (5, 5), (0, 0), (5, 8), (8, 7), (9, 9), (2, 0), (7, 5) | (4, 3), (4, 9), (4, 6), (5, 7), (8, 9), (9, 8), (2, 2), (1, 0), (7, 7), (6, 5), (4, 2), (4, 5), (5, 6), (4, 8), (5, 3), (9, 7), (0, 1), (8, 8), (2, 1), (7, 6), (3, 2), (4, 7), (5, 2), (4, 4), (5, 5), (0, 0), (5, 8), (8, 7), (9, 9), (2, 0), (7, 5) |
| Кількість розглянутих комірок | 30 | 30 | 31 | 31 |
| Залишок заряду батареї (mV) | 50000 | 50010 | 50000 | 50000 |

Рівномірна сітка накладається на карту руху МРП і ділиться на ділянки, розмір яких можна змінювати, наприклад, 10×10 . Як показано на рис. 1, довжина відрізків і розподіл відрізків між секторами нерівномірні. Наприклад, маршрут до пункту А складається з одного сегмента, а маршрут між пунктами D і B складається з п'яти сегментів. Швидкість розряду батареї вимірюється сегмент за сегментом, що означає, що рівень заряду батареї та інші діагностичні значення вимірюються в кінці кожного сегмента, коли МРП рухається між зупинками.

Запропонований метод знаходження найкоротшого маршруту: (1) розбиття мапи на рівномірну сітку; (2) поділ великої сітки на менші частини, наприклад, розміром 5 на 5 клітинок; (3) побудова матриці статичних перешкод (0 — можливий проїзд, 1 — проїзд заборонений, оскільки є статична перешкода чи неприпустиме відхилення від запланованого шляху); (4) побудова вектора динамічних перешкод з подвійною нумерацією комірок по горизонталі та вертикалі де є люди (оскільки це живі динамічні перешкоди, які потребують найбільшої першочергової безпеки); (5) побудова вектора динамічних перешкод з подвійною нумерацією комірок по горизонталі та вертикалі де з'явилися несподівані перешкоди (неживі перешкоди, наприклад, коробки, палети); (6) прогноз напруги акумуляторної батареї МРП під час його руху заданим маршрутом, за яким складають матрицю нормовану в діапазоні від 0 до 1 для тих значень, які мають нулі в матриці перешкод; (7) розрахувати найкоротший маршрут алгоритмами: A^* , D^* , D^*Lite , M^* ; (8) оцінити результати ефективності кожного з методів за такими параметрами: знайдений шлях; кількість пройдених комірок; час виконання (сек); всі розглянуті комірки; кількість розглянутих комірок; залишок заряду батареї (mV); час проходження маршруту.

Обговорення отриманих результатів

На основі результатів, поданих у табл. 3, можна зробити детальний аналіз роботи запропонованих алгоритмів пошуку найкоротшого шляху в умовах обмежених ресурсів та наявності статичних і динамічних перешкод. Усі алгоритми, за винятком D^* , знаходять однаковий шлях через мапу розміром 10×10 комірок. Алгоритм D^* знайшов коротший маршрут, пропустивши початкову точку (0,0), що є особливістю його роботи в умовах динамічних змін. Він є найефективнішим за часом виконання, кількістю пройдених комірок і збереженням заряду батареї. Цей алгоритм закладений в основу розробленого гібридного методу особливо добре підходить для використання в динамічних умовах, де важлива адаптивність до змін. Водночас алгоритми D^*Lite і M є конкурентоспроможними варіантами для статичних умов, демонструючи хорошу продуктивність за мінімальних витрат ресурсів. Алгоритм A^* , хоча й знаходить оптимальний шлях, є найповільнішим і найменш ефективним у системах з обмеженими ресурсами. Загалом, для динамічних умов рекомендується використовувати D^* , тоді як для статичних задач можливі інші варіанти, залежно від пріоритетів системи. Тому у динамічних умовах з обмеженими ресурсами рекомендується використовувати алгоритм D^* , який демонструє високу швидкість виконання, меншу кількість розглянутих вузлів і збереження заряду батареї.

Висновки

У результаті проведеного аналізу ефективності методів планування маршрутів для МРП підтверджено їхню ефективність у статичних середовищах, проте виявлено значні обмеження у разі адаптації до динамічних змін, а саме обмеження у швидкості перевизначення маршрутів та адаптації до змінних умов. Метрики оцінювання запропонованого методу враховують: час виконання, довжину маршруту, кількість пройдених комірок, залишковий заряд акумулятора. Виявлено, що традиційні методи не забезпечують баланс між швидкістю, енергоефективністю та безпекою навігації в умовах статичних і динамічних перешкод.

Запропонована стратегія побудови карти маршруту та моделювання сценаріїв дозволила визначити ключові фактори, що впливають на ефективність навігації. Оптимізація маршрутів з використанням федеративного навчання продемонструвала поліпшення персоналізації моделей прогнозування на основі даних про залишковий заряд акумулятора та характеристики МРП. Це дозволило підвищити ефективність розподілу енергоресурсів. Запропоновано метод визначення оптимального шляху МРП в умовах обмежених ресурсів, в основу якого закладено класичні методи знаходження оптимального маршруту адаптовані до динамічно змінного середовища з накладанням обмежень. Він враховує статичні, динамічні, живі та неживі об'єкти, а також ресурсні обмеження, що підвищує гнучкість алгоритму в реальному часі. Оцінка продуктивності розробленого гібридного методу у

порівнянні з традиційними алгоритмами на основі експериментальних даних з МРП Formica 1 показала його переваги у швидкості обчислень, енергоефективності та адаптивності до змін середовища. За кількістю пройдених комірок D^* пройшов найменшу кількість комірок, а саме 18, тоді як решта алгоритмів долають 19 комірок. Це вказує на його ефективність у скороченні довжини шляху. Що стосується часу виконання, D^* також демонструє найкращий результат, витрачаючи $8,20159 \times 10^{-5}$ секунди. A^* , навпаки, є найповільнішим серед представлених алгоритмів з часом виконання 0,00016 секунд, що майже вдвічі більше порівняно з іншими. D^* Lite та M^* демонструють схожі результати з незначною перевагою на користь D^* Lite. Кількість розглянутих комірок для алгоритмів A^* і D^* становить 30, тоді як D^* Lite та M^* аналізують на одну комірку більше (31). Це може свідчити про додаткові кроки під час оцінювання маршруту або обчислення. Враховуючи залишок заряду батареї, всі алгоритми, крім D^* , показують однаковий результат (50000 одиниць). Алгоритм D^* зберігає дещо більше енергії (50010 одиниць), що є його перевагою, особливо в системах з обмеженими ресурсами.

Подальші дослідження включають інтеграцію передових методів машинного навчання, подальшу оптимізацію алгоритмів у контексті високонавантажених систем та дослідження ефективності розподілу ресурсів зі спільним використанням кількох МРП у складних виробничих середовищах. Результати дослідження сприятимуть підвищенню безпеки та ефективності навігації мобільних роботизованих платформ у промислових середовищах та складських комплексах, що є критично важливим для переходу до Індустрії 5.0.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Cai Zhengying, Du Jingshu, Huang Tianhao, Lu Zhuimeng, Liu Zeya, and Gong Guoqiang, "Energy-Efficient Collision-Free Machine/AGV Scheduling Using Vehicle Edge Intelligence," *Sensors*, vol. 24, no. 24, pp. 8044, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/s24248044>.
- [2] Т. О. Говорущенко, М. В. Красовський, А. В. Горошко, і А. А. Явнюк, «Модель та алгоритм руху крокуючої платформи у багатофункціональній кооперативній робототехнічній системі», *Вісник Хмельницького національного університету*, № 3 (285), pp. 21-25, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2020-285-3-4>.
- [3] S. Rakhmetullina, G. Zhomartkyzy, I. Krak, and A. Kamelova, "Development of an Algorithm for Solving an Asymmetric Routing Problem Based on the Ant Colony Method," *Cybernetics and Systems Analysis*, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s10559-023-00588-w>.
- [4] Y. Chen, Y. Zhu, and K. Y. Lee, "AGV path planning based on dynamic priority method and environmental weight A-star," *Journal of Control and Decision*, pp. 1-14, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/23307706.2024.2428315>.
- [5] X. Chen, C. Wang, S. Zhou, and X. Song, "Dynamic rolling scheduling model for multi-AGVs in automated container terminals based on spatio-temporal position information," *Ocean & Coastal Management*, vol. 258, pp. 107349, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2024.107349>.
- [6] X. Ma, "Robot path planning and obstacle avoidance based on a combination of hybrid A-star algorithm and time-elastic-band algorithm," in *2023 International Conference on Mechatronic Automation and Electrical Engineering (ICMAEE2023)*, Shanghai, China, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1063/5.0215541>.
- [7] M. Wu, J. Gao, L. Li, and Y. Wang, "Control optimization of automated guided vehicles in container terminal based on Petri network and dynamic path planning," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 104, pp. 108471, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108471>.
- [8] K. Li, X. Gong, M. Tahir, Tao, and R. Kumar, "Towards Path Planning Algorithm Combining with A-Star Algorithm and Dynamic Window Approach Algorithm," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 6, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2023.0140655>.
- [9] Z. Lin, L. Feng, X. Chen, and W. Wu, "An Improved A-Star Algorithm Based on Dynamic Congestion Control," in *4th International Conference on Advances in Computer Technology, Information Science and Communications (CTISC)*, Suzhou, China, Apr. 22-24, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/ctisc54888.2022.9849801>.
- [10] B. Shubyn, T. Maksymyuk, J. Gazda, B. Rusyn, and D. Mrozek, "Federated Learning: A Solution for Improving Anomaly Detection Accuracy of Autonomous Guided Vehicles in Smart Manufacturing," *Lecture Notes in Electrical Engineering*, Cham, 2024, pp. 746-761. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-3-031-61221-3_36.
- [11] X. Li, X. Hu, Z. Wang, and Z. Du, "Path Planning Based on Combination of Improved A-STAR Algorithm and DWA Algorithm," in *2020 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Advanced Manufacture (AIAM)*, Manchester, UK, Oct. 15-17, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/aiam50918.2020.00025>.
- [12] C. Chunbao Wang, L. Wang, J. Qin, Z. Wu, L. Duan, and Z. Li, "Path planning of automated guided vehicles based on improved A-Star algorithm," in *2015 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, Lijiang, China, Aug. 8-10, 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/icinfa.2015.7279630>.
- [13] E. Zhang, "Path planning algorithm based on Improved Artificial Potential Field method," *Applied and Computational Engineering*, vol. 10, no. 1, pp. 167-174, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/10/20230170>.
- [14] L. Zhang, Y. Yan, and Y. Hu, "Deep reinforcement learning for dynamic scheduling of energy-efficient automated guided vehicles," *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s10845-023-02208-y>.
- [15] M. Aizat, A. Azmin, and W. Rahiman, "A Survey on Navigation Approaches for Automated Guided Vehicle Robots in Dynamic Surrounding," *IEEE Access*, p. 1, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/access.2023.3263734>.
- [16] O. Pavliuk, M. Medykovskyy, and T. Steclik, "Predicting AGV Battery Cell Voltage Using a Neural Network Approach

with Preliminary Data Analysis and Processing,” in *2023 IEEE International Conference on Big Data (BigData)*, Sorrento, Italy, Dec. 15-18, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/bigdata59044.2023.10386137>.

[17] O. Pavliuk, R. Cupek, T. Steclik, M. Medykovsky, and M. Drewniak, “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*, vol. 12, no. 22, p. 4636, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/electronics12224636>.

[18] O. Pavliuk, T. Steclik, and P. Biernacki, “The forecast of the AGV battery discharging via the machine learning methods,” in *2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Osaka, Japan, Dec. 17-20, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/bigdata55660.2022.10020968>.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних наук ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 7.02.2025

Павлюк Олена Миколаївна — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри автоматизованих систем управління, e-mail: Olena.M.Pavliuk@lpnu.ua ;

Медиковський Микола Олександрович — д-р техн. наук., професор, доцент кафедри автоматизованих систем управління, e-mail: mykola.o.medykovskiy@lpnu.ua ;

Міщук Мирослав Володимирович — студент Інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій, e-mail: myrosлав.mishchuk.mkonus.2023@lpnu.ua ;

Заболотна Анастасія Олегівна — студентка Інституту комп'ютерних наук та інформаційних технологій, e-mail: anastasiia.zabolotna.oi.2024@lpnu.ua.

Національний університет «Львівська політехніка», Львів

O. M. Pavliuk¹
M. O. Medykovsky¹
M. V. Mishchuk¹
A. O. Zabolotna¹

Method of Determination of the Shortest Path of Mobile Robotic Platform in the Conditions of Limited Resources

¹Lviv Polytechnic National University

With the transition to Industry 5.0, mobile robotic platforms (MRPs) have become an important element of industrial automation, replacing outdated conveyors. They optimize the transportation of materials at industrial enterprises, integrate with control systems and adapt to changing conditions. The authors focus on their navigation in dynamic environments, avoiding obstacles when interacting with people in conditions of limited resources. The paper analyzes the limitations of existing approaches to route planning for MRPs, in particular the A, D*, DLite, M algorithms in dynamic environments. Special attention is paid to the optimization of algorithms using federated learning, introducing artificial intelligence to increase productivity.*

The authors proposed a method for determining the shortest route for AGV, which is based on classical algorithms for finding the optimal route in conditions of static and dynamic obstacles, taking into account limited resources, in particular the remaining battery charge and the time to complete the task. Stationary obstacles include walls and fixed workplaces of personnel, and dynamic obstacles are classified as living (industrial personnel) and inanimate (other MRPs or unpredictable objects such as boxes). Federated learning is used to predict the voltage drop of MRP batteries taking into account the individual characteristics of the platforms. The developed method involves dividing the route map into a uniform grid, constructing obstacle matrices, predicting battery voltage and calculating the optimal route using the A, D*, DLite, M algorithms. The effectiveness of the method is evaluated by the following parameters: route length, number of cells passed, execution time, remaining battery charge. The results of the method are presented on the example of the AGV Formica 1 route, AIUT, Gliwice, Poland.*

The D algorithm underlying the developed method is the most efficient in terms of execution time, number of cells passed, and battery conservation, which makes it optimal for dynamic conditions. The DLite and M algorithms also show good performance in static conditions, with lower resource consumption. A*, although it finds the optimal path, is the slowest and less efficient under limited resources. Thus, for dynamic environments, D* is the best choice, while DLite and M are good options for stable conditions.*

Keywords: mobile robotic platforms, shortest path, limited resources, dynamic obstacles, federated learning.

Pavliuk Olena M. — Cand. Sc. (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Chair of Automated Control Systems, e-mail: Olena.M.Pavliuk@lpnu.ua ;

Medykovskyy Mykola O. — Dr. Sc. (Eng.), Professor of the Chair of Automated Control Systems, e-mail: mykola.o.medykovskiy@lpnu.ua ;

Mishchuk Myroslav V. — Student of the Institute of Computer Science and Information Technology, e-mail: myrosлав.mishchuk.mkonus.2023@lpnu.ua ;

Zabolotna Anastasiia O. — Student of the Institute of Computer Science and Information Technology, e-mail: anastasiia.zabolotna.oi.2024@lpnu.ua