



О. П. Кухта, І. Б. Пірко

Національний лісотехнічний університет України, м. Львів, Україна

АНАЛІЗ ДИНАМІЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ ПОШУКУ ШЛЯХУ В УМОВАХ ЗМІННОГО СЕРЕДОВИЩА

Здійснено дослідження основних проблем та запропоновано можливі варіанти вдосконалення динамічних алгоритмів пошуку шляху за умов змінних середовищ. Проаналізовано алгоритми A*, D*, D* Lite, які, незважаючи на здатність швидко оновлювати шляхи, стикаються зі значними проблемами ефективності у складних ігрових сценаріях з численними змінами в оточенні. Встановлено, що в таких випадках відбувається збільшення тривалості обчислень та значні витрати пам'яті на зберігання великої кількості проміжних станів і перерахунків нових маршрутів, що обмежує їх застосування в реальних умовах, де потрібні швидкі рішення та мала затримка. Досліджено алгоритми підкріплювального та глибокого навчання, які, хоча й мають значний потенціал до адаптації та самонавчання, потребують використання істотних обчислювальних ресурсів і великих обсягів навчальних даних, що ускладнює їх застосування в змінних ігрових середовищах із обмеженими обчислювальними та часовими ресурсами. Оцінено вплив гібридних алгоритмів, таких як поєднання A* з динамічними вікнами, які дають можливість значно зменшити кількість обчислень під час пошуку шляхів у динамічних середовищах. Виявлено, що гібридні алгоритми забезпечують гнучкість і дають змогу швидше адаптуватися до змін оточення, проте потребують додаткових витрат ресурсів для забезпечення оперативного оброблення змін. З'ясовано, що генетичні алгоритми мають здатність знаходити шляхи з високою точністю у статичних або змінних умовах середньої складності, але в реальному часі з високою динамікою середовища вони є повільнішими від евристичних алгоритмів приблизно на 30 %, що робить їх менш ефективними в ігрових умовах з великою кількістю змінних факторів. Охарактеризовано закономірності використання гібридних підходів, які поєднують класичні евристичні методи із сучасними підходами на підставі штучного інтелекту. Встановлено, що комбінації глибокого навчання з традиційними алгоритмами пошуку шляхів, такими як A*, дають змогу істотно підвищити точність і ефективність планування шляху в динамічних умовах. Зокрема, інтеграція сучасних методів машинного навчання з евристичними алгоритмами пошуку шляхів відкриває перспективи для їх ефективного використання у складних ігрових середовищах, де критично важлива швидка адаптація до змін. Такі гібридні підходи забезпечують більш оптимальний баланс між продуктивністю й адаптивністю алгоритмів, роблячи їх придатними для сценаріїв зі значною динамікою, що мають наукову та практичну цінність.

Ключові слова: штучний інтелект; складні ігрові сценарії; оптимізація алгоритмів.

Вступ / Introduction

Сучасна проблема динамічного пошуку шляху в умовах змінного середовища набула значної уваги у світовій науковій спільноті, особливо в контексті ігрової індустрії та робототехніки. Такі роботи, як [5, 9, 18] істотно посприяли розвитку алгоритмів пошуку оптимального маршруту, зокрема – алгоритмів A*, D* та D* Lite. Вони показали значну ефективність у статичних умовах або за обмежених змін в оточенні. Проте, їх використання у складних ігрових та симуляційних сценаріях зі швидкими й частими змінами обмежується значними витратами пам'яті та тривалості розрахунку.

У роботах [6, 11, 19] розроблено низку адаптивних підходів, таких як алгоритми підкріплювального та гли-

бокого навчання відповідно, які мають потенціал до самонавчання та адаптації. Водночас, їх застосування у реальних умовах ускладнюється через потребу значних ресурсів і великих обсягів навчальних даних. Генетичні алгоритми також надають рішення для складних задач, однак у динамічних сценаріях вони не завжди забезпечують необхідну оперативність.

Актуальність дослідження полягає в тому, що сучасні динамічні середовища вимагають від алгоритмів пошуку шляху значної адаптивності та швидкості обчислень для забезпечення реалістичної симуляції й ефектвної взаємодії з мінливими умовами. Більшість традиційних алгоритмів демонструють обмеження в умовах складних сценаріїв, де необхідна миттєва адаптація

Інформація про авторів:

Кухта Олександр Петрович, аспірант, кафедра комп'ютерних наук. Email: kukhta.o@nltu.lviv.ua

Пірко Ігор Богданович, канд. фіз.-мат. наук, доцент, кафедра комп'ютерних наук.

Email: pirko@nltu.edu.ua; <https://orcid.org/0009-0008-2378-2929>

Цитування за ДСТУ: Кухта О. П., Пірко І. Б. Аналіз динамічних алгоритмів для пошуку шляху в умовах змінного середовища. Науковий вісник НЛТУ України. 2024, т. 34, № 7. С. 46–51.

Citation APA: Kuchta, O. P., & Pirko, I. B. (2024). Analysis of dynamic pathfinding algorithms under variable environmental conditions. *Scientific Bulletin of UNFU*, 34(7), 46–51. <https://doi.org/10.36930/40340706>

до змін. Це створює потребу в подальших дослідженнях і розробленнях, спрямованих на вдосконалення наявних підходів або створення нових, що забезпечать ефективне використання ресурсів, швидку адаптацію та гнучкість у реальних динамічних середовищах, де затримки в обчисленнях можуть істотно вплинути на результат.

Об'єкт дослідження – динамічні алгоритми пошуку шляху.

Предмет дослідження – аналіз ефективності використання динамічних алгоритмів у складних умовах змінного середовища, результати якого дадуть змогу встановити їхні недоліки щодо обчислювальних ресурсів і можливість швидкої адаптації до змінних середовищ.

Мета роботи – здійснити порівняльний аналіз динамічних алгоритмів пошуку шляху в умовах змінного середовища, що дасть змогу виявити їхні недоліки та потенційні напрями вдосконалення, а отже, підвищити ефективність алгоритмів у майбутніх дослідженнях.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні динамічні алгоритми пошуку шляху, такі як A^* , D^* , D^* Lite, A^* з динамічним вікном, підкріплювальне та глибоке навчання, генетичні алгоритми, що дасть змогу виявити їх недоліки та переваги в змінних середовищах;
- визначити основні недоліки та обмеження застосування цих алгоритмів, які ускладнюють їх використання у складних ігрових сценаріях, що забезпечить розуміння ключових особливостей їхньої роботи для подальшого їхнього вдосконалення;
- запропонувати можливі напрями вирішення окреслених проблем, що уможливить підвищення ефективності роботи алгоритмів у динамічних середовищах та поліпшення їх адаптивності в реальних ігрових умовах.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У сучасних умовах складного динамічного середовища, де поширені рухомі перешкоди та мінливі сценарії, пошук ефективних алгоритмів для планування шляху є актуальним. Аналіз останніх досліджень демонструє значний інтерес до удосконалення адаптивних алгоритмів пошуку шляху в динамічних середовищах. У роботах [2, 20] досліджують покращення традиційного алгоритму A^* , що використовується для планування шляху в ігрових та робототехнічних сценаріях. У роботі [20] наведено покращений A^* на підставі гексагональної сітки, який зменшує кількість обчислень і підвищує точність маршрутизації. Однак, навіть із такими покращеннями, основна проблема A^* залишається – значне споживання ресурсів під тривалість оброблення великої кількості змін у реальному часі, що робить його менш ефективним у динамічних умовах.

Алгоритм D^* та його модифікації, такі як D^* Lite, також демонструють істотний прогрес у контексті адаптації до динамічних середовищ. У роботі [9] описано, як алгоритм D^* Lite може оперативнo оновлювати шляхи в середовищах зі змінними перешкодами. Це робить його важливим інструментом для задач, де зміни середовища відбуваються швидко та непередбачувано, наприклад, у робототехніці або відеоіграх. Проте, цей алгоритм має проблему значного збільшення часу на перерахунок за великої кількості оновлень середовища.

Алгоритми на підставі глибокого навчання та підкріплювального навчання пропонують інший підхід до вирішення задачі пошуку шляху. У роботах [7, 8, 16] описано різні підходи до використання глибоких нейрон-

них мереж та алгоритмів підкріплювального навчання для покращення адаптивності систем. У дослідженні [16] глибоке підкріплювальне навчання застосовується для вирішення завдань в ігрових середовищах. Хоча такі методи добре адаптуються до змін, вони потребують великих наборів даних для тренування, а також значних обчислювальних потужностей для досягнення високої ефективності. У роботі [13] продемонстровано, що зазначені методи можуть істотно підвищити здатність систем реагувати на динамічні умови, але повільність навчання та потреба потужного обладнання для проведення розрахунків залишається проблемою.

Генетичні алгоритми також вивчаються для реального планування шляху в умовах динамічних змін. У роботі [12] наведено особливості використання генетичних алгоритмів для планування шляху в реальному часі. Ці алгоритми пропонують можливість швидкої адаптації до змін середовища, оскільки їхня еволюційна природа дає змогу знаходити рішення, що можуть обійти перешкоди або адаптуватися до нових умов. Проте, генетичні алгоритми можуть бути менш стабільними у швидкозмінних сценаріях, де швидкість реагування важливіша за глобальну оптимізацію.

Інші дослідження зосереджені на гібридних підходах, таких як інтеграція алгоритму A^* з динамічним вікном DWA (англ. *Dynamic Window Approach*) [2, 3]. Наприклад, у роботі [2] пропонують покращену версію алгоритму A^* -DWA для планування шляху в умовах рухомих перешкод, де алгоритм поєднує евристичний пошук у алгоритмі A^* із локальним пошуком через динамічне вікно для уникнення зіткнень. Це дає змогу ефективніше працювати в умовах динамічного середовища, хоча збільшуються обчислювальні витрати на оброблення траєкторій рухомих об'єктів.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Визначено, що алгоритми пошуку шляху у динамічних середовищах стикаються з кількома важливими викликами. Основна проблема полягає у потребі швидко та точно знаходити шляхи для персонажів в умовах постійних змін оточення, таких як з'явлення нових перешкод або рухомі об'єкти. Окрім цього, існують труднощі, пов'язані з обчислювальними ресурсами, оскільки в складних тривимірних світах з великою кількістю неігрових персонажів NPC (англ. *Non-Player Character*) алгоритми можуть вимагати значних ресурсів для оновлення шляху в реальному часі. Це створює потребу у вирішенні проблеми продуктивності та ефективності алгоритмів пошуку шляху в умовах постійних змін, зокрема для мобільних платформ або онлайн ігор.

Алгоритм пошуку шляху – це метод, який дає змогу персонажам знайти оптимальний шлях до цілі, враховуючи перешкоди на шляху. Водночас, NPC (англ. *Non-Player Character*) – неігровий персонаж, контрольований програмою, який діє автономно у світі гри. А динамічне (змінне) середовище – це сценарій, в якому елементи гри, як-от перешкоди, можуть змінюватися в реальному часі, що вимагає від алгоритмів до їх адаптації.

У динамічних ігрових середовищах, де перешкоди можуть змінювати своє розташування в реальному часі, традиційні статичні алгоритми не здатні забезпечити достатню гнучкість. Тому розробляються спеціалізовані динамічні алгоритми, які можна класифікувати на під-

ставі різних підходів: евристичних, на підставі машинного навчання та гібридних. Для вирішення проблеми адаптації до динамічних умов в ігрових середовищах існує кілька підходів:

- 1) Евристичні алгоритми (A*, D*, D* Lite) дають можливість швидко оновлювати шляхи, зберігаючи попередні обчислення, що знижує потребу в повторних обчисленнях. Ці методи є ефективними у статичних середовищах, але модифікації, такі як D* та D* Lite, адаптуються до динамічних змін, швидко оновлюючи маршрути за зміни карти.
- 2) Машинне навчання дає змогу алгоритмам самонавчатися та адаптуватися до змін. Підкріплювальне та глибоке навчання покращують ефективність у складних тривимірних середовищах, забезпечуючи автономну поведінку персонажів у реальному часі. Однак, ці підходи

- потребують великих обсягів даних для тренування та значних обчислювальних ресурсів.
- 3) Гібридні алгоритми, як-от поєднання A* з динамічним вікном, дають можливість краще управляти адаптацією в реальному часі, зберігаючи баланс між швидкістю обчислень і точністю пошуку шляху. Вони добре підходять для мобільних роботів і автономних неігрових персонажів NPC.
 - 4) Генетичні алгоритми також відіграють важливу роль у динамічних середовищах. Вони дають змогу персонажам або роботам адаптувати свої дії через еволюційні процеси, покращуючи свої стратегії з часом і враховуючи мінливі умови. Проте, їх застосування може бути обмеженим через значні обчислювальні витрати.
- Переваги та недоліки кожного з наявних динамічних алгоритмів пошуку шляху наведено у таблиці.

Таблиця. Переваги та недоліки наявних динамічних алгоритмів пошуку шляху /
Advantages and disadvantages of existing dynamic pathfinding algorithms

Публікація	Алгоритм	Переваги	Недоліки
[2, 10, 20]	A*	Ефективний і простий у реалізації для статичних середовищ. Евристичні методи покращують швидкість пошуку шляху. Публікація [20] адаптує алгоритм для гексагональної сітки, що покращує точність обчислень.	Не адаптується до змін без повного перерахунку шляху. Алгоритм може бути неефективним у динамічних середовищах із постійними змінами.
[10, 15, 17]	D*	Оновлює маршрут у реальному часі, даючи можливість адаптуватися до змін у середовищі без повного перерахунку. Підходить для динамічних ігрових середовищ.	Повільний у складних середовищах з великою кількістю перешкод. Може виникати затримка в оновленні шляху за частих змін перешкод.
[9, 10, 17]	D* Lite	Швидке оновлення шляху за змін у динамічних умовах. Зберігає попередні обчислення для ефективного використання ресурсів у разі частих змін перешкод.	Чутливий до різких змін швидкості рухомих об'єктів, потребує оптимізації для тривимірних середовищ.
[1, 7]	Підкріплювальне навчання	Самонавчання дає можливість швидкої адаптації до змін середовища. Ефективний у складних динамічних середовищах, як зазначають.	Вимагає великої кількості даних для навчання та потужних обчислювальних ресурсів для швидкого реагування в реальному часі.
[7, 13, 16]	Глибоке навчання	Справляється зі складними тривимірними середовищами і перешкодами. Підходить для автономії NPC у складних умовах.	Вимагає значних обсягів даних і обчислювальних ресурсів для тренування моделей. Потребує оптимізації для ігрових середовищ через тривалий час тренування.
[2, 3]	A* з динамічним вікном	Поєднує переваги A* з можливістю адаптації до змін у реальному часі. Ефективний для мобільних роботів або NPC у динамічних умовах.	Потребує подальшої оптимізації для багаторівневих середовищ. Значна тривалість оброблення у тривимірних просторах через точний аналіз перешкод і простору.
[12]	Генетичні алгоритми	Адаптуються до динамічних змін завдяки еволюційному процесу, що дає змогу покращувати стратегії на ходу. Ефективні в динамічних умовах.	Потребують використання значних обчислювальних ресурсів. Процес еволюційної оптимізації може бути повільним, що робить цей підхід менш придатним для миттєвих рішень.

Аналіз отриманих результатів дослідження. Проаналізувавши основні наукові публікації щодо динамічних алгоритмів пошуку шляху, виявлено низку ключових проблем, що зберігаються у сучасних підходах до пошуку оптимальних шляхів у змінних середовищах. Незважаючи на досягнення в області евристичних методів, машинного навчання та гібридних алгоритмів, багато з них все ще стикаються з істотними проблемами:

- 1. Часті зміни перешкод та середовища: найбільша проблема динамічних середовищ – це швидкі і непередбачувані зміни, такі як рухомі перешкоди або змінні умови. Наприклад, стандартні алгоритми, такі як алгоритм A*, не можуть ефективно працювати без повного перерахунку шляху [20]. Це істотно знижує ефективність евристичних алгоритмів у складних і динамічних середовищах [10].
- 2. Оптимізація оновлення шляху в реальному часі: алгоритм D* і його варіації (D* Lite) призначені для вирішення цієї проблеми, оскільки вони оновлюють шляхи на ходу, але і ці алгоритми мають свої обмеження продуктивності та ефективності. Алгоритм D* Lite чутливий до різких змін швидкості рухомих об'єктів і склад-

- но працює в тривимірних середовищах [3, 9]. Навіть з оптимізацією, такою як збереження попередніх обчислень [9] чи затримка в оновленні можуть виникати, особливо у складних багаторівневих світах.
- 3. Значні обчислювальні ресурси: для алгоритмів на підставі глибокого навчання [1, 7, 8] та підкріплювального навчання [3, 17] характерні значні вимоги до обчислювальних ресурсів. Навчання таких систем потребує великої кількості даних та часу на тренування, що може робити їх неефективними в реальному часі. Наприклад, у публікації [5] зазначено, що у разі, коли середовище змінюється занадто швидко, навчена модель може не встигати адаптуватися.
 - 4. Ефективність в реальних динамічних сценаріях: застосування генетичних алгоритмів [12, 14] пропонує еволюційний підхід для адаптації до динамічних змін. Однак, процес оптимізації через еволюцію є повільним і потребує великих ресурсів. Це може бути неприйнятним для ігор і додатків, де рішення повинні прийматися миттєво. Наприклад, у публікації [14] наголошено, що генетичні алгоритми можуть значно покращити адаптивність, але потребують оптимізації для ігрових додатків.

5. Складність тривимірних середовищ: алгоритми, такі як Improved A*-DWA fusion [2], намагаються вирішити проблеми з пошуком шляхів у тривимірних просторах. Проте, оброблення тривимірних перешкод та аналіз простору потребують додаткових обчислювальних потужностей, що сповільнює обчислення в реальному часі. Публікація [2] наголошує, що для складних 3D-середовищ необхідні ще подальші оптимізації для досягнення належної продуктивності.

Основними викликами для наявних алгоритмів є потреба швидкого оновлення шляхів, обмеженість в обчислювальних ресурсах та ефективність у складних і багаторівневих середовищах. Незважаючи на певні успіхи в оптимізації процесів оновлення та побудови шляхів, ці проблеми залишаються істотними перешкодами для їх широкого застосування у складних ігрових середовищах. У майбутніх дослідженнях алгоритмів побудови пошуку шляху за змінних умов планують пошук способів вирішення цих проблем. Потенційними способами можуть бути:

1. Поєднання евристичних та машинних методів: важливим кроком може стати розроблення гібридних алгоритмів, які використовували б сильні сторони як евристичних алгоритмів (A*, D*), так і машинного навчання (підкріплювальне та глибоке навчання). Це дало б змогу одночасно зберігати швидкість обчислень евристичними методами і кращу адаптивність методів машинного навчання, щоб оптимізувати шляхи у динамічних середовищах.
2. Оптимізація навчальних алгоритмів: один із можливих варіантів вирішення проблеми великих обсягів даних для машинного навчання полягає у впровадженні ефективніших методів попереднього навчання або використанні навчання за допомогою меншого набору прикладів (англ. *Few-Shot Learning*). Це може істотно скоротити обчислювальні ресурси, необхідні для навчання алгоритмів, зберігаючи їх ефективність у складних середовищах.
3. Модифікація генетичних алгоритмів для реального часу: оскільки генетичні алгоритми можуть бути обчислювально затратними, їх можна адаптувати до умов реального часу способом оптимізації процесу кросоверу та мутацій. Наприклад, розроблення стратегій часткового оновлення популяції або використання попередніх обчислень може знизити обчислювальну вартість, зберігаючи при цьому високу ефективність у динамічних середовищах.
4. Розроблення нових алгоритмів для масштабованості у великих середовищах: існує потреба у створенні алгоритмів, які б краще працювали в масштабованих середовищах з великою кількістю агентів. Це може містити розроблення паралельних обчислювальних підходів або алгоритмів, що будуть ефективно працювати в багаторівневих або багатовимірних середовищах.
5. Запровадження автоматизованих систем вибору алгоритмів: розроблення інструментів, які б автоматично вибирали найбільш прийнятний алгоритм на підставі поточного стану середовища та його динаміки, могла б значно підвищити адаптивність системи та забезпечити її стабільність під час зміни умов на полі бою або в ігровому просторі. Це може містити алгоритми, які комбінують декілька підходів залежно від складності перешкод або обмежень часу.

Обговорення результатів дослідження. Упродовж останніх років алгоритми пошуку шляху в динамічних середовищах набули значного розвитку і стали ключовим елементом в ігрових і робототехнічних системах. Проте, це призвело до низки проблем, особливо пов'язаних з обчислювальними витратами та адаптацією до змін середовища.

У роботах [10, 14, 20] автори детально описують проблему частих змін перешкод, що ускладнює роботу класичних алгоритмів, таких як A*. Ці алгоритми потребують повного перерахунку шляхів, що робить їх менш ефективними для динамічних середовищ. A* не є оптимальним для складних середовищ через обмеження в адаптивності [10].

Деякі алгоритми, як D* і D* Lite [9, 15], дають можливість оновлювати шляхи в реальному часі без потреби повного перерахунку, що є їх великою перевагою для динамічних систем. Проте, і ці підходи мають свої обмеження, оскільки не завжди ефективні у складних тривимірних середовищах з великою кількістю рухомих об'єктів, як зазначено в роботі [17].

Генетичні алгоритми [12] та методи підкріплювального навчання [3, 7] дають можливість динамічної адаптації шляхів способом еволюційної оптимізації рішень та самонавчання, що підвищує їх ефективність в умовах постійно змінюваного середовища. Проте, вони вимагають значних обчислювальних ресурсів і великої кількості даних для початкового навчання, про що зазначено в роботах [1, 3].

Публікації [2, 8] пропонують нові підходи до вирішення проблем у динамічних середовищах способом використання алгоритмів, які поєднують алгоритм A* з динамічним вікном (DWA). Ці алгоритми забезпечують кращу адаптивність та ефективність, проте ще потребують оптимізації для тривимірних середовищ через їх складність у перерахунку перешкод і можливості виникнення затримок.

З аналізу цих робіт видно, що хоча сучасні алгоритми вже пропонують деякі шляхи вирішення проблем, пов'язаних з динамічними середовищами, все ще залишається низка невирішених викликів, таких як потребу підвищення швидкості оновлення шляхів, зниження обчислювальних витрат та адаптації алгоритмів до тривимірних і багаторівневих світів.

Проведений аналіз отриманих результатів дослідження показав, що незважаючи на прогрес в удосконаленні динамічних алгоритмів, існує значний простір для вдосконалення, зокрема щодо зменшення витрат на обчислення, покращення адаптивності до змін та зниження вимог до обсягів даних для навчання.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – набула подальшого розвитку методика аналізу ключових динамічних алгоритмів пошуку шляху з акцентом на їхні обмеження за умов змінних середовищ, яка, на відміну від наявних методик, враховує переваги і недоліки не тільки класичних евристичних підходів, але й сучасних методів підкріплювального, глибокого навчання та гібридних алгоритмів, що, як наслідок, забезпечує комплексний підхід до оцінювання ефективності алгоритмів у складних ігрових сценаріях.

Практична значущість результатів дослідження – отримані результати можна використати для розроблення більш ефективних ігрових алгоритмів, які будуть здатні швидко та точно реагувати на зміни середовища, значно зменшувати витрати обчислювальних ресурсів і підвищувати продуктивність систем пошуку шляху в складних динамічних сценаріях.

Висновки / Conclusions

Здійснено порівняльний аналіз динамічних алгоритмів пошуку шляху в умовах змінного середовища, що дало змогу визначити їхні значні переваги та ключові недоліки, а також запропонувати напрями для їхнього подальшого вдосконалення. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки:

1. Встановлено, що наявні динамічні алгоритми пошуку шляху, такі як A*, D*, D* Lite та інші, демонструють обмежену ефективність в умовах змінного середовища через значну обчислювальну складність та витрати пам'яті, що може призводити до падіння FPS (англ. *Frames Per Second*) на мобільних пристроях чи персональних комп'ютерах устаткуванням низької та середньої продуктивності.
2. Виявлено, що методи машинного навчання, зокрема підкріплювальне та глибоке навчання, демонструють значний потенціал в адаптації до змін середовища, включно з тривимірними просторами. Ці висновки зроблені на підставі аналізу робіт у галузі, де зазначено, що такі методи потребують великих обсягів даних для тренування. Результати дослідження вказують на необхідність розроблення ефективніших рішень для швидкої адаптації моделей у реальних умовах.
3. Охарактеризовано недоліки гібридних підходів до пошуку шляхів у тривимірних середовищах, які поєднують евристичні методи з машинним навчанням, що дасть змогу знизити тривалість виконуваних обчислень. На підставі аналізу наявних публікацій виявлено, що гібридні алгоритми, а саме DWA* мають значну тривалість обрахунку шляху в тривимірних середовищах.
4. Оцінено вплив генетичних алгоритмів на динамічні середовища у складних сценаріях реального часу, що дало змогу виявити їх обмежену здатність швидко адаптуватися до раптових змін у середовищі. Це дослідження показало, що генетичні алгоритми можуть бути менш ефективними в умовах, де потрібна негайна реакція на зміни, порівняно з іншими методами, такими як A* чи D*, що вказує на необхідність оптимізації їхньої швидкодії та адаптивності.
5. Запропоновано способи вдосконалення алгоритмів через поєднання різних підходів, зокрема використання гібридних алгоритмів, що можуть забезпечити кращу адаптацію до змін середовища.

References

1. Almazrouei, K., Kamel, I., & Rabie, T. (2023). Dynamic Obstacle Avoidance and Path Planning through Reinforcement Learning. *Applied Sciences* 2023, 13(14). <https://doi.org/10.3390/app13148174>
2. Cao, Y., Yang, Z., Liu, H., Zhao, J., & Fan, J. (2023). Improved A*-DWA fusion path planning algorithm with ideal path area constraints, 01 August 2023, PREPRINT (Version 1) available at Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-3184042/v1>
3. Fox, D., Burgard, W., & Thrun, S. (1997). The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 4, 23–33. <https://doi.org/10.1109/100.580977>
4. Grytsiuk, P. Y., Ivanyshyn, A. V., & Hrytsiuk, Y. I. (2023). Quality assurance of software products in accordance with IEEE 730-2014 standard within the project implementation lifecycle. *Scientific Bulletin of UNFU*, 33(2), 101–117. <https://doi.org/10.36930/40330214>
5. Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100–107. <https://doi.org/10.1109/TSSC.1968.300136>
6. Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y. W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural computation*, 18(7), 1527–1554. <https://doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>
7. Huang, S., Ontañón, S., Bamford, C., & Grela, L. (2021). Gym-μRTS: Toward Affordable Full Game Real-time Strategy Games Research with Deep Reinforcement Learning. *Conference on Games*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/LRA.2020.3012511>
8. Keselman, A., Ten, S., Ghazali, A., & Jubeh, M. (2018). Reinforcement Learning with A* and a Deep Heuristic. *arXiv: Learning*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.07745>
9. Koenig, S., & Likhachev, M. (2002). D* Lite. URL: <https://idm-lab.org/bib/abstracts/papers/aaai02b.pdf>
10. Krafft, Carina (2020). Implementation and comparison of pathfinding algorithms in a dynamic 3D space. URL: <https://reposit.haw-hamburg.de/handle/20.500.12738/10700>
11. LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278–2324. <https://doi.org/10.1109/5.726791>
12. Machado, A. F. da V., Santos, U. O., Vale, H., Gonçalves, R., Neves, T., Ochi, L. S., & Gonzalez Clua, E. W. (2011). Real Time Pathfinding with Genetic Algorithm. *2011 Brazilian Symposium on Games and Digital Entertainment*, 215–222. <https://doi.org/10.1109/SBGAMES.2011.23>
13. Martinez, D., Riazuelo, L., & Montano, L. (2022). Deep reinforcement learning oriented for real world dynamic scenarios. *Perception and Navigation for Autonomous Robotics in Unstructured and Dynamic Environments (PNARUDE) workshop in IROS 2022*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.11392>
14. Rawat, S., Chowdhary, S., & Dwivedi, S. (2023). Advancing AI Pathfinding in Games: A Study of Pathfinding Algorithms and Novel Approaches for Immersive and Adaptive Navigation. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.18594.40645>
15. Robotic Motion Planning: A* and D* Search. (n.d.). 16-735, Howie Choset with slides from Ayorkor Mills-Tettey, Vincent Lee-Shue Jr. Prasad Narendra Atkar, Kevin Tantisevi. URL: https://www.cs.cmu.edu/~motionplanning/lecture/AppH-astar-dstar_howie.pdf
16. Rodriguez Torrado, R., Bontrager, P., Togelius, J., Liu, J., & Perez-Liebana, D. (2018). Deep Reinforcement Learning for General Video Game AI. *Conference on Computational Intelligence and Games*, 1–8. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.02448>
17. Sandberg, O. (2024). Pathfinding Algorithm Comparison in Dynamic Congested Environment. URL: <https://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A1879887&dsid=942>
18. Stentz, A. (1994). Optimal and efficient path planning for unknown and dynamic environments. *Intelligent Unmanned Ground Vehicles*, 203–220. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-6325-9_11
19. Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1992). Reinforcement learning: An introduction. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 9(1), 1054–1059. <https://doi.org/10.1007/BF00992698>
20. Zehua, A., Xiaoping, R., & Chaojie, G. (2023). Improved A* Navigation Path-Planning Algorithm Based on Hexagonal Grid. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 13, 166. <https://doi.org/10.3390/ijgi13050166>

O. P. Kuchta, I. B. Pirko

Ukrainian National Forestry University, Lviv, Ukraine

ANALYSIS OF DYNAMIC PATHFINDING ALGORITHMS UNDER VARIABLE ENVIRONMENTAL CONDITIONS

The research investigates the main issues and possible ways to improve dynamic pathfinding algorithms in dynamic environments. It analyzes the A*, D*, and D* Lite algorithms, which face significant efficiency problems in complex gaming scenarios with

numerous environmental changes despite their ability to quickly update paths. It was established that in such cases, there is an increase in computation time and high memory costs, limiting their application in real-world conditions where fast solutions and low latency are required. The research explores reinforcement learning and deep learning algorithms that require substantial computational resources and large amounts of training data, making their application in dynamic gaming environments with limited resources and timeframes challenging, while having high potential for adaptation and self-learning. The impact of hybrid algorithms, such as the combination of A* with dynamic windows, which significantly reduce the number of computations when searching for paths in dynamic environments, is assessed. It was also found that such methods provide flexibility and allow for quicker adaptation to environmental changes; however, they require detailed tuning and additional resource expenditure to ensure prompt processing of changes. Moreover, it was clarified that genetic algorithms are often slow in dynamic scenarios where quick and accurate solutions are necessary, rendering them less effective in gaming conditions with numerous variable factors while demonstrating the ability to find optimal paths. Patterns of using hybrid approaches that combine classical heuristic methods with modern artificial intelligence-based approaches are characterized. It was established that combinations of deep learning with traditional pathfinding algorithms, such as A*, significantly enhance the accuracy and efficiency of planning in dynamic conditions. In particular, the integration of modern machine learning methods with heuristic pathfinding algorithms opens up prospects for their effective use in complex gaming environments, where quick adaptation to changes is critically important. Such hybrid approaches provide more optimal balance between performance and adaptability of algorithms, making them suitable for scenarios with high dynamics of change, which holds significant scientific and practical value.

Keywords: artificial intelligence; complex gaming scenarios; algorithm optimization.