



Д. В. Стасенко, В. С. Яковина

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

АНАЛІЗ НАЯВНИХ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ УДОСКОНАЛЕННЯ НАВІГАЦІЇ БПЛА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Проаналізовано літературні джерела, в яких досліджено методи та засоби на підставі нейромереж для удосконалення навігації БПЛА. Встановлено, що навігація на базі GPS є особливо вразливою до радіоелектронної боротьби та залежить від зовнішніх чинників. Охарактеризовано основні методи та засоби навчання і застосування нейромереж для навігації БПЛА. Описано загальні методи удосконалення навігації БПЛА, що дають змогу проводити експерименти та визначати якість тренуваної моделі. Визначено використовувані індикатори якості навчання, зокрема: складність навчання, швидкість навчання, алгоритмічна складність обчислень, кількість необхідних кроків для досягнення поставленої цілі. Досліджено основні стратегії навчання з винагородою – DQN, PPO та SAC. Виокремлено основні чинники, що впливають на ефективність процесу навчання: способи та методи навчання, якість даних, навчальне середовище. Встановлено, що згідно з результатами попередніх досліджень, ефективними алгоритмами машинного навчання для навігації БПЛА є методи навчання з підкріпленням, SLAM, 3D-моделювання, візуальна одометрія, Computer Vision та інші. Проаналізовано наявні дослідження, методи та засоби для навчання нейромереж для вдосконалення навігації БПЛА. З'ясовано, що для забезпечення навігації БПЛА існують засоби як на рівні вбудованого бортового комп'ютера БПЛА, так і окремі системи для виконання складних обчислень. Встановлено, що ключовим засобом для удосконалення навігації БПЛА є використання алгоритмів з нечіткою логікою, зокрема потреба розроблення методів й засобів для вдосконалення навігації БПЛА. Обґрунтовано актуальність використання методів на підставі нейромереж для вдосконалення навігації БПЛА. Визначено напрями майбутніх досліджень, зокрема: визначення ефективних факторів й індикаторів для оцінювання результатів навчання; підвищення процесу навчання, удосконалення якості навчальних даних, збільшення енергоефективності БПЛА; удосконалення загальної продуктивності; побудова нових моделей навчання; оптимізація наявних алгоритмів; розроблення методів і засобів для вдосконалення навігації БПЛА.

Ключові слова: нейромережі; глибоке навчання; навчання з винагородою; SLAM; 3D-моделювання; Computer Vision.

Вступ / Introduction

Штучний інтелект уже здійснив революцію у навігації безпілотників, як забезпечуючи автономність польотів у наявних сферах, так і створюючи нові. У цьому дослідженні наведено вичерпний аналіз методів і засобів для поліпшення навігації дронів за допомогою штучного інтелекту, ґрунтуючись на висновках з публікацій у цій галузі. Алгоритми навчання з підкріпленням дають змогу дронам навчитись орієнтуватися у спосіб проб і помилок. Навігація на підставі візуальних даних використовує методи комп'ютерного зору для сприйняття та інтерпретації навколишнього середовища за допомогою вбудованих камер. Алгоритми планування шляху оптимізують маршрути, щоб уникнути зіткнень і перешкод. Співпраця "рою" дронів використовує методи навчання з підкріпленням для досягнення цілей групою безпілотників. Алгоритми керування в реальному часі забезпечують точність та стабільність маневрів. Такі досягнення в галузі штучного інтелекту для удосконалення навігації дронів дають безпілотникам змогу

орієнтуватися у складних середовищах, уникати перешкод і виконувати поставлені завдання з високою ефективністю. Постійний розвиток штучного інтелекту створює сприятливі умови для створення ще більш розумних і продуктивних дронів для різних застосувань у майбутньому.

Об'єкт дослідження – процес навчання нейромереж для удосконалення навігації БПЛА.

Предмет дослідження – методи і засоби, які дають змогу покращити навігацію БПЛА методами машинного навчання.

Мета роботи – визначити та проаналізувати фактори, які впливають на якість, швидкість та ефективність навчання нейромереж, що дасть змогу вдосконалити навігацію БПЛА.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження: описати й охарактеризувати особливості машинного навчання для вдосконалення навігації БПЛА; визначити та проаналізувати фактори, які впливають на якість, швидкість та ефективність навчання; проаналізувати наявні методи навчання; виявити

Інформація про авторів:

Стасенко Данило Володимирович, аспірант, кафедра систем штучного інтелекту. Email: danylo.stasenko@gmail.com;

<https://orcid.org/0000-0002-4636-0349>

Яковина Віталій Степанович, д-р техн. наук, професор, кафедра систем штучного інтелекту. Email: vitaliy.s.yakovyna@lpnu.ua;

<https://orcid.org/0000-0003-0133-8591>

Цитування за ДСТУ: Стасенко Д. В., Яковина В. С. Аналіз наявних методів і засобів удосконалення навігації БПЛА з використанням штучного інтелекту. Науковий вісник НЛТУ України. 2023, т. 33, № 4. С. 78–83.

Citation APA: Stasenko, D. V., & Yakovyna, V. S. (2023). Analysis of available methods and means of improving UAV navigation using artificial intelligence. *Scientific Bulletin of UNFU*, 33(4), 78–83. <https://doi.org/10.36930/40330411>

перспективні напрями майбутніх досліджень для вдосконалення навігації БПЛА.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідження [6, 7] описують основні аспекти та систематизують конфігурації апаратного та програмного забезпечення, аеродинамічного моделювання, автоматичної системи керування польотом, а також проблеми при їх інтеграції під час створення безпілотних систем.

Одним із ключових аспектів функціонування БПЛА є також забезпечення навігаційної компоненти для застосування в різноманітних галузях. Наприклад, останнім часом шораз стрімкіше розвивається військове застосування БПЛА [7, 8], доставка товарів [24], вирощування агрокультур, моніторинг ліній електропередач та ін. Навігація БПЛА є актуальною як на відкритому, так і в замкненому просторах [17, 23, 32].

Найчастіше навігація на відкритому просторі забезпечується системою GPS, яка має свої недоліки [1, 2, 27]. Існує низка різних підходів, які можна використовувати для удосконалення роботи БПЛА, коли система GPS недоступна. Моделі на підставі нейромереж можуть покращити навігацію БПЛА, дублюючи можливість визначення місцезнаходження [13]. На етапі навчання таким моделям варто приділяти більше уваги, щоб зменшити ймовірність помилки. Рання ідентифікація помилок є ключовим фактором ефективності навчання. Тестування таких систем потребує багато часу та витрат. Через часові та бюджетні обмеження доцільно застосовувати як віртуальні, так і реальні навчальні дані. Зазвичай, для удосконалення навігації застосовуються методи одночасної локалізації та картографування (SLAM) [20, 22, 25, 29, 34], а також візуальної [13, 15, 16] та інерційної [13, 15] одометрії.

Методи навчання з винагородою стрімко розвиваються впродовж останніх років [4, 11, 18, 29, 30]. Сучасні системи для навчання мають численні функціональні можливості, які взаємодіють одна з одною складними способами, а отже, налаштування гіперпараметрів для навчання потребує відповідних зусиль. Ідея використання нейромереж для навігації БПЛА ґрунтується на здатності нейромереж обробляти зображення, класифікувати об'єкти та підлаштовувати поведінку під середовище. Цілями моделей для навігації є встановлення власного місцезнаходження, складання карти середовища [29, 25, 22, 20], уникнення перешкод, щоб оптимально виконувати поставлені завдання. З розвитком штучного інтелекту, зокрема машинного навчання, навігація стала набагато автономнішою, враховуючи різні джерела даних. Отже, моделі на підставі нейромереж можуть забезпечити високий рівень автономності та безпеки застосування БПЛА, що створює сприятливі умови для розвитку різноманітних сфер застосування БПЛА. Дослідження [19] визначає різні рівні автономності транспортних засобів та створює чітке визначення "автономності" при застосуванні БПЛА для виконання конкретних завдань.

Більшість проаналізованих досліджень зосереджено на моделях, які навчаються у віртуальному середовищі. Тому навчальні дані не завжди є високоточними та потребують додаткової уваги. Однак не завжди можливо отримати реальні дані польоту БПЛА через низку законодавчих обмежень, процес може бути дороговартісним і ресурсомістким. Через недоступність відкритих даних, дослідники створюють віртуальні симуляції се-

редовища для проведення експериментів і навчання нейромереж. Дослідження [10, 12] описують проблему якості навчальних даних і пропонують уже створені вибірки для ефективнішого навчання. Також набуває популярності метод спільного збирання даних під час виконання поставлених завдань групами безпілотників [28, 30, 31].

Останні публікації [18, 22, 29] свідчать про те, що дедалі більше уваги приділяють застосуванню моделей на підставі нечіткої логіки [9] та нейромереж для удосконалення навігації БПЛА, отже – використання штучних нейронних мереж може виявитися перспективним вирішенням цієї проблеми.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Застосування БПЛА. Сьогодні БПЛА значно розширюють форму авіаційної промисловості, а також стають потенційними конкурентами для звичних літаків у військовій та охоронній галузях, для запобігання або ліквідації наслідків надзвичайних ситуацій, доставки товарів і т. ін. [7]. Однак внаслідок близькості літального апарату до землі під час виконання завдань з'являються істотні ризики зіткнення БПЛА з різноманітними перешкодами. Також потрібно пам'ятати про законодавчі обмеження стосовно польотів у густонаселених районах, у разі близькості до об'єктів критичної інфраструктури та інших, що можуть становити ризик для навколишнього середовища або промисловості. Тому БПЛА повинен планувати свій маршрут з урахуванням таких зон для їх уникнення та зменшення потенційних ризиків [22].

Отже, для вирішення проблеми виявлення та уникнення перешкод у навігаційних системах БПЛА існують різні стратегії [9]. Найпопулярніші з них засновані на нечіткій логіці та нейронних мережах.

Компоненти БПЛА. Зазвичай БПЛА мають на своєму борту різноманітне обладнання, таке як камери, сенсори, давачі, гіроскопи та ін. Розглянемо детальніше їхні переваги та недоліки.

Камера: це один із найпоширеніших сенсорів у сфері автономної навігації [1]. Її використовують для отримання зображень навколишнього середовища, які потім можуть оброблятися алгоритмами глибокого навчання для отримання потрібної інформації про середовище з метою прокладання маршруту та уникнення перешкод [26]. Проте камери потребують інтенсивного освітлення та можуть вийти з ладу за несприятливих погодних умов, таких як туман або дощ [1]. Також для ширококутних камер характерне істотне викривлене зображення (дисторсія), що спотворює навколишнє середовище і може зіграти негативну роль в уникненні перешкоди або розпізнаванні певних об'єктів. Чутливість лінз до бликів від джерел світла може негативно вплинути на загальну якість зображення з камери або навіть зробити його непридатним для подальшого використання.

LiDAR: використовують для отримання масиву 3D-точок з навколишнього середовища, щоб створити модель віртуального відображення середовища [17]. Порівняно із звичайними камерами, він здатен працювати за гірших погодних умов, проте такі давачі дороговартісні та важкі. Також потрібно обробляти додаткові масиви інформації, що негативно позначається на загальній швидкодії.

Інфрачервоні давачі: їх варто використовувати за умов слабого освітлення та для розпізнавання людей, тварин або інших об'єктів, що виділяють тепло. Проте вони працюють на відносно невеликих відстанях, дороговартісні і не можуть виявити текстури поверхні.

Також БПЛА можуть мати додаткове обладнання (антени) для передачі даних на великі відстані, навігації, проте вони потребують правильної орієнтації у просторі та можуть бути дороговартісними.

Обмеження БПЛА. Застосовуючи БПЛА, потрібно зважати на такі основні характеристики БПЛА:

- 1) Обчислювальні ресурси – на бортовому комп'ютері БПЛА не можна виконувати занадто складні обчислення. Складні алгоритми не завжди ефективно працюватимуть в режимі реального часу.
- 2) Джерело живлення – від нього безпосередньо залежить час польоту (роботи) безпілота. Також ємність акумулятора є додатковим обмеженням для роботи деяких особливо ресурсозатратних алгоритмів, наприклад оброблення даних на ядрах CUDA.
- 3) Дорогий ремонт внаслідок аварії: зазвичай БПЛА оснащені високоточним і дороговартісним обладнанням. Тому внаслідок аварії або іншої критичної ситуації воно може вийти з ладу. Це одна з причин чому варто розпочати процес навчання у віртуальному середовищі перед реальним практичним застосуванням.

Отже, можна зробити висновок, що потрібно проводити подальші дослідження задля навіть незначного удосконалення будь-якої із наведених характеристик.

GPS навігація. У відкритому просторі для навігації БПЛА зазвичай використовується система глобального позиціонування – GPS [24]. Загалом вона доволі надійна, однак навігація БПЛА на підставі GPS-позиціонування у закритому середовищі не така ефективна. Також GPS залежить від радіоелектронних перешкод, особливостей рельєфу та погодних умов. У ситуаціях коли з'єднання GPS ненадійне, потрібно використовувати дані з інших давачів, також варто скористатися моделлю на підставі нейромереж.

Методи навчання нейромереж. Існують різні алгоритми навчання з винагородою (англ. *Reinforcement Learning*) [3]. RL – це такий тип навчання, а якому "агент" взаємодіє з "середовищем", обробляючи "стан" середовища та відповідаючи власною "дією". Залежно від того чи призводить дія до досягнення результату агент може отримати позитивну або негативну "винагороду". Отже, методом проб і помилок модель навчається досягати поставлених цілей. Існують такі найпоширеніші алгоритми навчання RL: DQN, PPO та SAC.

Детальніше проаналізуємо алгоритми навчання нейронних мереж з підкріпленням.

Глибокі Q-мережі (англ. *Deep Q-Networks*, DQN) [21] є алгоритмом навчання з винагородою (RL), який використовується для навчання агентів в задачах прийняття рішень на підставі дискретних дій. DQN було вперше запропоновано в 2013 р., це стало революцією у сфері RL, створивши можливість навчання агентів за допомогою глибоких нейронних мереж. Основна ідея DQN полягає в поєднанні Q-навчання (*Q-learning*) з глибокими згортковими нейронними мережами, що дає змогу агентам виробляти оптимальну стратегію дій за допомогою спеціальної Q-функції, яка описує очікувану нагороду агента за виконання дії в певному стані. DQN використовує глибоку згорткову нейронну мережу для наближення Q-функції. Однією з головних інно-

вацій DQN є використання досвіду повторного відтворення (*replay experience*). Весь досвід агента, а саме послідовність станів, дій та нагород зберігається в спеціальному буфері, і під час навчання випадково вибирається попередній досвід для тренування мережі. Це забезпечує стабільніше та ефективніше навчання, а також дає змогу виокремити складніші стратегії для дій.

Проксимальна оптимізація політики (англ. *Proximal Policy Optimization*, PPO) є одним із алгоритмів навчання з винагородою (RL) [33]. PPO було розроблено, щоб вирішити проблеми попередніх алгоритмів RL, таких як мінливість навчання та нестабільність. Він забезпечує стабільне та ефективне навчання агентів за допомогою локальних оновлень політики. Основні принципи PPO полягають у тому, що він обмежує максимальні зміни у політиці за кожну ітерацію. Це досягається обчисленням і використанням спеціальних функцій, таких як обмежувальне відношення (англ. *Clipping Ratio*) або обмежувальна функція втрати (англ. *Clipping Loss Function*). Це дає змогу зберігати стару політику, щоб уникнути негативних впливів великих оновлень, проте даючи змогу агенту вивчати кращі стратегії. Одна з головних переваг PPO – це його здатність працювати з неперервними та дискретними просторами дій, також він може бути застосований до дуже широкого спектра задач. PPO став популярним алгоритмом RL завдяки своїй простоті та ефективності. Він дає змогу агентам навчатися швидко та стабільно, забезпечуючи збалансованість як між використанням уже вивченої стратегії, так і для дослідження нових стратегій.

М'який актор-критик (англ. *Soft Actor-Critic*, SAC) – це алгоритм навчання з винагородою (RL), який поєднує в собі методи "актор-критик" та "м'якого навчання" [14]. Головними компонентами SAC є власне "актор" та "критик". Актор визначає стратегію дій агента, вибираючи неперервну дію з масиву можливих варіантів дій. Критик оцінює якість цих дій у спосіб надання критичної функції оцінювання очікуваної нагороди агента за виконання певної дії в певному стані. За такого навчання актор прагне максимізувати очікувану винагороду, одночасно максимізуючи ентропію – тобто досягти успіху у виконанні завдання, діючи максимально випадково. Одним з основних принципів SAC є м'яке навчання, що передбачає максимізацію очікуваної нагороди з урахуванням ентропії стратегії. Це допомагає забезпечити різноманітність дій агента, що може бути корисним у задачах, де не існує однозначної оптимальної дії. Ще однією важливою особливістю SAC є використання кількох критиків, що надає більш стійку та точну оцінку. Це дає змогу зменшити дисперсію оцінки критиком і підвищити стабільність навчання.

Проте, є й інші варіанти вдосконалення навігації БПЛА.

Computer vision + AI. Навігація на підставі *computer vision* є ще одним важливим аспектом ШІ для дронів [25]. Використовуючи методи комп'ютерного зору, дрони можуть сприймати та інтерпретувати навколишнє середовище за допомогою власних бортових камер. Такі методи дають змогу безпілотникам орієнтуватися в динамічному та неструктурованому середовищі, виявляти та уникати перешкод, а також точно оцінювати своє положення та орієнтацію. Поєднуючи візуальну інформацію з даними з інших давачів, дрони можуть отримувати повну обізнаність про ситуацію навколо, а от-

же – ухвалювати правильні рішення для безпечної та ефективної навігації. Разом із технологією комп'ютерного зору, штучний інтелект (AI) впроваджується в навігаційну систему БПЛА для забезпечення кращої автономності. Саме інтеграція штучного інтелекту та комп'ютерного зору забезпечує БПЛА можливість орієнтуватися у навколишньому середовищі та уникати потенційних перешкод, забезпечуючи високий рівень автономності.

SLAM, 3D-моделивання (англ. *Simultaneous Localization and Mapping*) – це технологія для одночасного визначення місцезнаходження, а також побудови карти навколишнього середовища [20]. Вона дає змогу дрону орієнтуватися в просторі, визначати своє розташування в режимі реального часу, а також складати 3D-карти для майбутнього пост-оброблення і застосування у різних галузях [15]. Така технологія стала можливою внаслідок одночасного використання даних з різних джерел: таких як камери, лазерні далекоміри, гіроскопи та акселерометри. На підставі цих даних алгоритми SLAM аналізують зображення, вимірюють відстані, визначають орієнтацію та структуру довколишніх об'єктів, зберігаючи цю інформацію для подальшої побудови карти середовища [2]. Чим більше різних дачів – тим вища ефективність локалізації. Проте певним недоліком є потреба в додатковому обробленні та фільтрації зібраних даних.

Технологія 3D-моделивання використовується зазвичай для навігації в закритому середовищі, де GPS недоступний. Проблемаю за такого підходу є висока алгоритмічна складність алгоритмів, особливо в разі виконання на бортовому комп'ютері БПЛА. Частково її можна вирішити, якщо використати легку нейромережеву структуру на підставі CNN для виявлення об'єктів [4]. Також, враховуючи сучасні можливості cloud computing та розвиток 5G [22], можна винести весь процес виявлення об'єктів і планування траєкторії поза межі бортового комп'ютера БПЛА, зокрема, можна виконувати розрахунки на високопродуктивній наземній станції, тоді як зв'язок із БПЛА здійснюватиметься за допомогою бездротового з'єднання за типом Wi-Fi/5G. Хоча у такий спосіб можна вирішити проблему із навігацією, це має істотні недоліки для безпечної навігації БПЛА у приміщеннях, де існують набагато вищі шанси збою такого з'єднання. Також не можна забувати, що швидкість передачі даних бездротовими мережами зменшується, що відіграє важливу роль при передачі навігаційних команд. З одного боку, складність такого контролю збільшує потенційні ризики, проте з іншого боку, маневреність дрона відкриває безліч можливостей у середовищах з обмеженим доступом.

Навігація та співпраця групи БПЛА (Swarm/piй). "Рій" дронів [28] – це ціла група безпілотників із спільною метою та координацією, що створює просто унікальні можливості за їхнього застосування. Використовуючи алгоритми RL, дрони у групі можуть співпрацювати, обмінюватись інформацією та спільно виконувати поставлені завдання. Навігація рою передбачає децентралізоване прийняття рішень, обмін інформацією за задалегідь узгодженими каналами зв'язку, а також розподілом завдань між членами групи. Такий підхід дає змогу безпілотникам адаптуватись до динамічних обставин і вивчати стратегії розподіленого зондування [31]. Цей підхід дає змогу групам безпілотників ефек-

тивно досліджувати невідоме середовище, складати його карти, а також контролювати більші території та виконувати складніші завдання, що було б неможливим для окремого безпілотника. Також стає можливою паралелізація для виконання складних обчислень – тоді кожен член групи може виконувати тільки частину складного завдання, що позитивно впливає на загальну продуктивність.

Обговорення результатів дослідження. Дослідження [27] висвітлює ненадійність навігації на підставі GPS, а також проблему підроблення GPS-сигналу та пропонує способи боротьби з нею за допомогою згорткової нейромережі.

Дослідження [13] обґрунтовує застосування методу візуальної одометрії для вдосконалення навігації БПЛА. Запропонований метод дає змогу створити резервну систему для визначення місцезнаходження. Дослідження [18] порівнювало три алгоритми (DQN, PPO та SAC) для виявлення та уникнення перешкод у БПЛА, у ньому було проаналізовано переваги та недоліки кожного методу. Результати підтверджують, що середня винагорода зростає з більшою кількістю кроків навчання для всіх алгоритмів, що засвідчує ефективність кожного з них. Однак SAC показує найкращі результати завдяки своїй архітектурі та ефективності вибірки. PPO працює не так добре, що засвідчує його недостатню ефективність у великих 3D-середовищах. Отже, фаворитами є DQN і SAC. DQN дещо перевершує PPO завдяки кращій ефективності вибірки, проте він не настільки ефективний для планування довгих маршрутів і різких поворотів. Отже, використовуючи алгоритми SAC і DQN, навчання з підкріпленням може ефективно навчити безпілотник виявляти та уникати перешкод у різних середовищах. Додавання занадто сильних обмежень з метою зменшення кількості різких поворотів може поставити під загрозу загальну адаптивність, цим самими створюючи негативний ефект від упередження. Проте, в будь-якому разі навчання в різноманітних середовищах дає змогу моделі виокремити найоптимальніші стратегії для навігації, а також адаптуватися до непередбачуваних ситуацій, цим самим покращуючи загальну ефективність.

Також потрібно враховувати ефективність навчання як у віртуальному, так і реальному середовищах. Хоча віртуальне середовище може зекономити матеріально-технічні та часові витрати, якість даних не завжди є достатньою. А саме від якості даних залежить ефективність тренування моделей для навігації БПЛА [10, 12].

Ще одним ефективним способом удосконалення навігації може бути використання кількох дронів, об'єднаних у єдину систему. Дослідження [30] засвідчує ефективність цього підходу. Маркером ефективності є відношення часу для досягнення цілі до кількості здійснених кроків. Проте потрібно пам'ятати про баланс – відношення кількості дронів до розміру середовища, оскільки занадто велика кількість безпілотників в обмеженому просторі збільшує ризики спричинення аварії.

Описані схеми навчання нейромереж для удосконалення навігації БПЛА можуть бути використані й адаптовані під особливі потреби в майбутніх роботах. Виявлені й описані метрики та фактори ефективності машинного навчання для удосконалення навігації БПЛА потребують подальшого детального вивчення, оскільки важливо вибрати валідні й ефективні індикатори для

оцінювання ефективності навчання, а також визначити ключові фактори, що впливають на процес навчання. Варто зауважити, що більшість робіт і досліджень зосереджені на навчанні у віртуальному середовищі, цим самим не забезпечуючи достатню якість даних. Наприклад, для удосконалення загальної швидкодії, віртуальне 3D-середовище істотно спрощується, ігноруються погодні умови, спрощується симуляція складних фізичних процесів, від яких може істотно залежати поведінка моделі в реальному середовищі. Зокрема, сучасний інструментарій для розроблення 3D-симуляцій, такий як Unity, Unreal Engine, Gazebo, Blender, мають доволі обмежені можливості. Для удосконалення методів 3D-моделювання потрібно модифікувати наявні методи та засоби. Також можливим завданням наступних досліджень є удосконалення енергоефективності, пришвидшення процесу навчання, удосконалення якості навчання, розроблення підходів до навчання із поєднанням усіх можливих методів, а також нових алгоритмів для удосконалення навігації БПЛА.

Безумовно, всі зазначені способи мають безліч переваг й істотно покращують навігацію БПЛА, проте вони не позбавлені стандартних проблем моделей глибокого навчання – таких як інтерпретація моделі та можливості пояснення результатів, а отже вони досі актуальні. Також сучасні автономні системи повинні мати можливість надавати чіткі та зрозумілі обґрунтування своїх рішень, особливо в ситуаціях, де сталась аварія або поведінка моделі видається непередбачуваною. Існують механізми, такі як "візуалізація моделі", для кращого розуміння її внутрішньої роботи, що допомагає пояснити алгоритми її поведінки.

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

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – на підставі аналізу моделей методів і засобів навчання нейромереж визначено основні характеристики процесу навчання нейромереж для навігації БПЛА. Також набуло подальшого розвитку питання вирішення проблеми навігації БПЛА у середовищі, де використання GPS є неможливим.

Практична значущість результатів дослідження – описано та виявлено особливості різноманітних підходів до дослідження процесу глибокого навчання нейромереж, а також висвітлення практичних задач майбутніх досліджень. Отримані результати можуть бути використані для удосконалення наявних моделей і методів машинного навчання для удосконалення навігації БПЛА; результати дослідження можна використати в навчальному процесі під час викладання таких дисциплін, як: "Машинне навчання" або "Оброблення даних".

Висновки / Conclusions

Отже, на підставі аналізу моделей методів і засобів навчання нейромереж визначено основні характеристики процесу навчання нейромереж для навігації БПЛА.

З'ясовано, що основними факторами, які впливають на якість моделі для навігації БПЛА, є: якість вхідних даних, ефективність алгоритмів оброблення даних, ефективність фільтрації даних, актуальність і точність картографічних даних, якість і швидкість фільтрації даних, інтеграція різних систем для зменшення взаємних помилок, умови навколишнього середовища.

У роботі проаналізовано основні методи машинного навчання для тренування навігаційних моделей, такі як навчання з підкріпленням, DQN, PPO та SAC, а також засобів для віртуальної симуляції навчального середовища, таких як Unity, Gazebo, Blender, MATLAB.

Встановлено, що більшість наявних у літературі досліджень використовують методи та засоби з відкритим кодом для побудови навігаційних моделей на базі TensorFlow або PyTorch.

Досліджено найпоширеніші показники оцінювання ефективності моделей на підставі нейромереж для удосконалення навігації БПЛА. Показано, що для оцінювання ефективності таких моделей найчастіше використовують такі параметри, як: точність, кількість помилок, кількість кроків для досягнення цілі.

Ця робота може допомогти дослідникам і практикам визначити адекватні підходи для застосування у відповідному контексті та покращити сучасні підходи до навігації БПЛА. Окрім цього, визначено деякі відкриті питання, які потребують додаткових досліджень для удосконалення навігації БПЛА.

References

- Allen D. Wu, Johnson, Eric N., Kaess, Michael, Dellaert, Frank, & Chowdhary, Girish. (2013). Autonomous Flight in GPS-Denied Environments Using Monocular Vision and Inertial Sensors. <https://doi.org/10.2514/1.1010023>
- Arafat, M. Y., Alam, M. M., & Moh, S. (2023). Vision-Based Navigation Techniques for Unmanned Aerial Vehicles: Review and Challenges. *Drones*, 7, 89. <https://doi.org/10.3390/drones7020089>
- Arman, Asgharpoor Golroudbari, & Mohammad, Hossein Sabour. (2023). Recent Advancements in Deep Learning Applications and Methods for Autonomous Navigation: A Comprehensive Review. *Authorea*.
- Back, S., Cho, G., Oh, J., et al. (2020). Autonomous UAV Trail Navigation with Obstacle Avoidance Using Deep Neural Networks. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 100, 1195–1211. <https://doi.org/10.1007/s10846-020-01254-5>
- Blanco, Jose Luis. (2009). Contributions to Localization, Mapping and Navigation in Mobile Robotics.
- Brugali, Davide, & Reggiani, Monica. (2005). Software stability in the robotics domain. *Issues and challenges*, 585–591. <https://doi.org/10.1109/IRI-05.2005.1506537>
- Cai, G., Chen, B. M., & Lee, T. H. (2010). An overview on development of miniature unmanned rotorcraft systems. *Front. Electr. Electron. Eng. China* 5, 1–14. <https://doi.org/10.1007/s11460-009-0065-3>
- Chelioudakis, Eleftherios, Deceptive AI Machines on the Battlefield: Do They Challenge the Rules of the Law of Armed Conflict on Military Deception? (2017). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3158711>; <https://doi.org/10.2139/ssrn.3158711>
- Chen, C., & Xiao, T. (2011). Probabilistic Fuzzy Control of Mobile Robots for Range Sensor Based Reactive Navigation. *Intelligent Control and Automation*, 2(2), 77–85. <https://doi.org/10.4236/ica.2011.22009>
- Dupeyroux, Julien, Dinaux, Raoul, Wessendorp, Nikhil, & Guido De Croon. (2022). A Novel Obstacle Detection and Avoidance Dataset for Drones. In *System Engineering for constrained embedded systems (Drone SE and RAPIDO 22)*, Budapest, Hungary. ACM, New York, NY, USA, 6. <https://doi.org/10.1145/3522784.3522786>
- Fadi, AlMahamid, & Katarina, Grolinger. (2022). Autonomous Unmanned Aerial Vehicle navigation using Reinforcement Learning: A systematic review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Vol. 115. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105321>
- Gandhi, D., Pinto, L., & Gupta, A. (2017). Learning to fly by crashing. 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent

- Robots and Systems (IROS)*, Vancouver, BC, Canada, 3948–3955. <https://doi.org/10.1109/IROS.2017.8206247>
13. George, A., Koivumäki, N., Hakala, T., Suomalainen, J., Honkavaara, E. (2023). Visual-Inertial Odometry Using High Flying Altitude Drone Datasets. *Drones*, 7, 36. <https://doi.org/10.3390/drones7010036>
 14. Grando, Ricardo, & Costa de Jesus, Junior, Kich, Victor, Kolling, Alisson, & Drews-Jr, Paulo. (2021). Double Critic Deep Reinforcement Learning for Mapless 3D Navigation of Unmanned Aerial Vehicles.
 15. Houben, Sebastian, Quenzel, Jan, Krombach, Nicola, & Behnke, Sven. (2016). Efficient Multi-Camera Visual-Inertial SLAM for Micro Aerial Vehicles. <https://doi.org/10.1109/IROS.2016.7759261>
 16. Hulens, Dries, Ranst, Wiebe, Cao, Ying, & Goedemé, Toon. (2022). Autonomous Visual Navigation for a Flower Pollination Drone. *Machines*, 10, 364. <https://doi.org/10.3390/machines10050364>
 17. Iyer, Aswin, Narayan, Santosh, M., Naren, & Rajagopal, Manoj. (2023). Autonomous Systems: Autonomous Systems. *Indoor Drone Navigation*.
 18. Kalidas, A. P., Joshua, C. J., Md, A. Q., Basheer, S., Mohan, S., & Sakri, S. (2023). Deep Reinforcement Learning for Vision-Based Navigation of UAVs in Avoiding Stationary and Mobile Obstacles. *Drones*, 7. <https://doi.org/10.3390/drones7040245>
 19. Lee, T., McKeever, S., & Courtney, J. (2021). Flying Free: A Research Overview of Deep Learning in Drone Navigation Autonomy. *Drones*, 5. <https://doi.org/10.3390/drones5020052>
 20. Lluvia, I., Lazkano, E., & Ansuategi, A. (2021). Active Mapping and Robot Exploration: A Survey. *Sensors*, 21. <https://doi.org/10.3390/s21072445>
 21. Lu, Yuping, Xiong, Ge, Zhang, Xiang, Zhang, Zhifei, Jia, Tingyu, & Xiong, Ke. (2022). Uplink Throughput Maximization in UAV-Aided Mobile Networks: A DQN-Based Trajectory Planning Method. *Drones*, 6, 378. <https://doi.org/10.3390/drones6120378>
 22. Maboudi, M., Homaei, M., Song, S., Malihi, S., Saadatseresht, M., & Gerke, M. (2023). "A Review on Viewpoints and Path Planning for UAV-Based 3-D Reconstruction". *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 16, 5026–5048. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3276427>
 23. Melo, L., Rosário, J., & Junior, A. (2013). Mobile Robot Indoor Autonomous Navigation with Position Estimation Using RF Signal Triangulation. *Positioning*, 4, 20–35. <https://doi.org/10.4236/pos.2013.41004>
 24. Nabi, Imtiaz, & Farooq, S. Zainab. (2021). Threats to the Navigation of Drone Based Delivery Services.
 25. Salas-Moreno, Renato, Newcombe, Richard, Strasdat, Hauke, Kelly, Paul, & Davison, Andrew. (2013). SLAM++: Simultaneous Localisation and Mapping at the Level of Objects. *Proceedings. CVPR, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1352–1359. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.178>
 26. Shubhani, Aggarwal, & Neeraj Kumar. (2020). Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: A review, solutions, and challenges. *Computer Communications*. Vol. 149, 270–299. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.10.014>
 27. Sung, Young-Hwa, Park, Soo-Jae, Kim, Dong-Yeon, & Kim, Sungho. (2022). GPS Spoofing Detection Method for Small UAVs Using 1D Convolution Neural Network. *Sensors*, 22. <https://doi.org/10.3390/s22239412>
 28. Tong, P., Yang, X., Yang, Y., Liu, W., & Wu, P. (2023). Multi-UAV Collaborative Absolute Vision Positioning and Navigation: A Survey and Discussion. *Drones*, 7. <https://doi.org/10.3390/drones7040261>
 29. Tullu, A., Endale, B., Wondosen, A., & Hwang, H.-Y. (2021). Machine Learning Approach to Real-Time 3D Path Planning for Autonomous Navigation of Unmanned Aerial Vehicle. *Applied Sciences*, 11. <https://doi.org/10.3390/app11104706>
 30. Xiao, Jiaping, Pisutsin, Phumrapee, & Feroskhan, Mir. (2022). Collaborative Target Search with a Visual Drone Swarm: An Adaptive Curriculum Embedded Multi-stage Reinforcement Learning Approach.
 31. Yongnan, Jia, Jinming, Du, Weicun, Zhang, & Long, Wang. (2017). Three-Dimensional Leaderless Flocking Control of Large-Scale Small Unmanned Aerial Vehicles. *IFAC-PapersOnLine*, 50(1), 6208–6213. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.1016>
 32. Yulianto, Ahmad, Yuniar, Dhandi, & Prasetyo, Yoyok. (2022). Navigation and Guidance for Autonomous Quadcopter Drones Using Deep Learning on Indoor Corridors. *Jurnal Jartel Jurnal Jaringan Telekomunikasi*, 12, 258–264. <https://doi.org/10.33795/jartel.v12i4.422>
 33. Zeng, Fanyu, & Wang, Chen. (2020). Visual Navigation with Asynchronous Proximal Policy Optimization in Artificial Agents. *Journal of Robotics*, 1–7. <https://doi.org/10.1155/2020/8702962>
 34. Zhang, C., Yang, Z., Zhuo, H., Liao, L., Yang, X., Zhu, T., Li, G. (2023). A Lightweight and Drift-Free Fusion Strategy for Drone Autonomous and Safe Navigation. *Drones*, 7, 34. <https://doi.org/10.3390/drones7010034>

D. V. Stasenko, V. S. Yakovyna

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

ANALYSIS OF AVAILABLE METHODS AND MEANS OF IMPROVING UAV NAVIGATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

This article presents a comprehensive review and analysis of literature sources investigating methods and tools based on neural networks for improving Unmanned Aerial Vehicle (UAV) navigation. Existing research, methods, and tools for improving UAV navigation are analyzed. Quality indicators for training, such as learning complexity, speed, algorithmic computational complexity, and the number of required steps to achieve the set goal, are examined. The study explores key reinforcement learning strategies, including DQN, PPO, and SAC. Factors influencing the effectiveness of the learning process, such as training methods, data quality, and learning environments, are highlighted. Based on previous research results, effective algorithms for improving UAV navigation are identified, including reinforcement learning, SLAM, 3D modelling, and Computer Vision. The use of fuzzy logic and neural networks is emphasized as a key means of enhancing UAV navigation. The significance of employing neural network-based methods for enhancing UAV navigation is substantiated, and future research directions are outlined. These include identifying effective factors and indicators for assessing learning outcomes, constructing learning models, and developing methods and tools for enhancing UAV navigation. The research focuses on the process of training neural networks to improve UAV navigation, exploring methods and tools that enable machine learning-based advancements. The objectives of the study encompass describing and characterizing the features of machine learning for enhancing UAV navigation, identifying and analyzing factors influencing the quality, speed, and effectiveness of the learning process, reviewing existing training methods, and identifying promising research directions for improving UAV navigation. The scientific novelty of this research lies in analyzing neural network training models and methods to determine the key characteristics of the learning process for UAV navigation. The practical significance of the study results lies in describing and identifying the specificities of various approaches in the investigation of deep neural network learning processes, as well as shedding light on practical challenges for future research.

Keywords: neural networks; deep learning; reinforcement learning; SLAM; 3D modeling; Computer Vision.