

І. С. Рудаков, О. В. Коломійцев

Національний технічний університет “Харківський політехнічний інститут”, Харків, Україна

## МЕТОД ТА МОДЕЛЬ ПЛАНУВАННЯ МАРШРУТУ ПОЛЬОТУ ГРУПИ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ ДЛЯ УНИКНЕННЯ ПЕРЕШКОД У МІСЬКІЙ ЗАБУДОВІ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

**Анотація. Актуальність.** Збільшення кількості безпілотних літальних апаратів (БпЛА) з кожним роком призводить до підвищення щільності їх польотів та ймовірності зіткнень, що потребує забезпечення високого рівня безпеки їх польотів. Застосування концепції динамічних коридорів щільності D2-C2 дає змогу знизити частоту виникнення конфліктів, але не усуває повністю ризик непередбачених зближень БпЛА з перешкодами (статичними та динамічними) – за наявності природних явищ та динамічних факторів. Таким чином, удосконалення методу планування траєкторій БпЛА завдяки впровадженню засобів прогнозування можливих конфліктів на основі технологій машинного навчання є актуальною науковою задачею. **Предметом дослідження** в статті є інтеграція концепцію D2-C2 з модулем штучного інтелекту. **Метою дослідження** є підвищення рівня безпеки польотів групи БпЛА у міській забудові. **Завданням дослідження** є розробка моделі та удосконалення методу планування траєкторій БпЛА завдяки впровадженню засобів прогнозування можливих конфліктів. В ході досліджень використано методи математичної статистики та моделювання. **Результатами дослідження** у статті є запропоновано неймережеву модель LSTM, яка навчена на даних про зближення БпЛА. Удосконалено метод планування траєкторій БпЛА з проактивним уникненням конфліктів, який здійснює прогнозне виявлення небезпеки за допомогою ML-моделі. **Висновки.** Запропонована модель апроксимує функцію, яка відображає складну залежність між часовими рядами параметрів руху двох (і більше) БпЛА та бінарним результатом – зіткнення чи ні. Удосконалений метод інтегрує концепцію D2-C2 з модулем штучного інтелекту, що дозволяє завчасно та автоматично виявляти потенційні зіткнення БпЛА між собою та перешкодами. Отримані результати можуть бути у подальшому використані для створення нових поколінь автономних систем керування БпЛА, здатних адаптивно та навчально покращувати свої навички уникнення небезпеки у складних умовах повітряного руху.

**Ключові слова:** безпілотний літальний апарат, траєкторія польоту, машинне навчання, штучний інтелект, нейронна мережа, безпека, зіткнення, метод, математична модель, алгоритм.

### 1. Вступ

#### 1.1 Актуальність дослідження

Стрімке розширення сфер застосування безпілотних літальних апаратів (БпЛА) та збільшення інтенсивності їх використання зумовлюють необхідність підвищення рівня автоматизації й безпеки польотів, особливо в умовах складного низьковисотного повітряного простору міської забудови. Урбанізоване середовище характеризується значною кількістю стаціонарних перешкод, складною тривимірною структурою забудови, обмеженою видимістю, можливим погіршенням або втратою сигналів глобальної супутникової навігації, а також наявністю динамічних об'єктів [1]. За таких умов планування безпечного маршруту польоту БпЛА є складною багатокритеріальною задачею, що потребує одночасного врахування геометрії перешкод, динамічних характеристик літальних апаратів, ризиків зіткнення, часу виконання місії тощо [2, 3].

Зростання кількості БпЛА у спільному повітряному просторі закономірно призводить до збільшення ймовірності виникнення потенційно конфліктних ситуацій. Під конфліктною ситуацією доцільно розуміти небезпечне зближення БпЛА між собою або з перешкодами, за якого відстань між об'єктами стає меншою за встановлену мінімально допустиму дистанцію безпеки. На відміну від пілотованої авіації, для якої традиційно застосовуються централізовані процедури управління повітряним рухом, масове використання БпЛА потребує більш гнучких, масштабованих і значною

мірою автоматизованих методів організації та планування руху. Водночас застосування лише заздалегідь визначених маршрутів або традиційних алгоритмів планування не завжди забезпечує необхідний рівень безпеки в умовах невизначеності та швидкої зміни параметрів польотної обстановки [4, 5].

Особливо складною є задача планування траєкторій у міському середовищі. Висотні будівлі та інші об'єкти формують складний тривимірний простір, у якому необхідно визначати маршрути з урахуванням не лише геометричних обмежень, а й навігаційних ризиків. Зокрема, щільна забудова може спричиняти екранування або погіршення якості сигналів GNSS, що збільшує невизначеність визначення координат БпЛА та, відповідно, ризик відхилення від запланованої траєкторії. Сучасні дослідження пропонують враховувати такі ризики безпосередньо під час побудови маршруту [6].

Одним із напрямів підвищення безпеки та впорядкування руху БпЛА є структуризація низьковисотного повітряного простору шляхом формування маршрутів, секторів або коридорів руху. Такий підхід дає змогу зменшити кількість потенційних конфліктів завдяки просторовому розділенню потоків БпЛА та узгодженню напрямків їх руху. Але навіть за умови попереднього розподілу повітряного простору ризик непередбачених зближень повністю не усувається. Причинами цього можуть бути пориви вітру, похибки систем навігації та позиціонування, затримки або втрати зв'язку, відмови окремих бортових систем, а також поява нових перешкод, тому система планування маршруту

повинна забезпечувати не лише формування початкової безпечної траєкторії, а й можливість оперативного прогнозування небезпечних ситуацій та коригування маршруту в реальному часі [7].

Важливого значення набуває застосування технологій машинного навчання, насамперед методів глибокого навчання та навчання з підкріпленням. Їхньою перевагою є здатність формувати стратегії керування та планування на основі даних про поточний стан навколишнього середовища, виявляти закономірності у складних ситуаціях і адаптувати поведінку БпЛА до зміни польотної обстановки. Дослідження останніх років демонструють можливість застосування глибокого навчання з підкріпленням для автономного слідування заданому маршруту, локального уникнення перешкод, навігації у невідомому середовищі та побудови траєкторій у тривимірному просторі [8].

Подальший розвиток цього напрямку пов'язаний із використанням гібридних моделей, у яких глобальна інформація про маршрут поєднується з локальними даними бортових сенсорів. Такий підхід дозволяє забезпечити досягнення кінцевої точки за оптимальною траєкторією, та оперативно реагувати на перешкоди та непередбачувані зміни обстановки. Особливий інтерес становлять моделі, здатні здійснювати прогнозування можливих конфліктів, оцінювати рівень безпеки поточної ситуації та завчасно формувати рішення щодо зміни напрямку або параметрів руху БпЛА. Застосування таких моделей є особливо актуальним для групового польоту, оскільки в цьому випадку необхідно враховувати взаємний вплив траєкторій декількох БпЛА та забезпечувати їх безпечну координацію [9].

Таким чином, аналіз сучасних досліджень свідчить про актуальність розроблення методів і моделей планування маршруту польоту групи БпЛА в умовах міської забудови, які поєднують стратегічне формування маршруту з локальним прогнозуванням статичних і динамічних перешкод. Перспективним напрямом розв'язання цієї задачі є застосування технологій машинного навчання для прогнозування можливих конфліктних ситуацій, оцінювання ризику зіткнення та адаптивного коригування траєкторій польоту, тому необхідно розроблення моделі та вдосконалення методу планування маршруту польоту групи БпЛА, що забезпечуватимуть підвищення безпеки та ефективності функціонування в складному динамічному середовищі міської забудови.

## 1.2 Аналіз літературних джерел і визначення проблеми

У статті [10] розглянуто особливості застосування технологій машинного навчання для підвищення безпеки польотів групи безпілотних літальних апаратів (БпЛА) в умовах міської забудови. Особливу увагу приділено можливості використання інтелектуальних методів для підвищення автономності прийняття рішень і вдосконалення забезпечення безпеки польоту. Результати дослідження свідчать про перспективність подальшого розвитку цього

напрямку шляхом застосування методів машинного навчання для прогнозування небезпечних ситуацій.

У роботі [11] запропоновано застосування множинних мурашиних алгоритмів для розв'язання задач логістичного забезпечення під час групового використання вантажних БпЛА. Основну увагу приділено розподілу маршрутів між окремими БпЛА та оптимізації виконання завдань групою. Запропонований підхід забезпечує можливість пошуку раціональних маршрутів, однак питання оперативного уникнення перешкод у процесі польоту групи БпЛА не є основним предметом дослідження.

У джерелі [12] досліджено особливості підвищення ефективності управління БпЛА залежно від структури матриці зв'язків під час використання нелінійного псевдовипадкового генератора, а отримані результати спрямовані на вдосконалення процесів формування та передавання керуючої інформації. Але у роботі не розглянуто комплексне розв'язання задачі планування маршруту групи БпЛА з урахуванням перешкод.

У роботі [13] запропоновано систему планування маршрутів для рою БпЛА на основі Q-learning. Підхід орієнтований на визначення траєкторій руху в середовищі з перешкодами та передбачає можливість формування маршрутів без повної попередньої інформації про карту середовища. Перевагою роботи є застосування методів машинного навчання до задачі групового планування. Водночас основна увага приділена покриттю простору та вибору маршрутів, тоді як питання прогнозування конфліктних ситуацій між БпЛА та завчасного коригування їх траєкторій потребує подальшого дослідження.

У дослідженні [14], що присвячене уникненню перешкод і запобіганню зіткненням рою БпЛА на основі вдосконаленого алгоритму Vector Field Histogram (VFH) та стратегії обміну інформацією, запропоновано підхід до організації польоту групи в складному невідомому середовищі. Результати роботи підтверджують важливість координації та обміну даними для забезпечення безпечного групового польоту. Проте запропонований підхід спрямований на локальне реагування на перешкоди, що обумовлює доцільність поєднання таких методів із засобами довгострокового прогнозування конфліктів і глобального планування маршруту.

У роботі [15] розглянуто задачу кооперативної оптимізації планування маршрутів декількох БпЛА з урахуванням обмежень системи зв'язку. Для її розв'язання запропоновано кооперативну модель планування та вдосконалений алгоритм оптимізації рою частинок. Важливою перевагою дослідження є врахування того, що характеристики інформаційного обміну між БпЛА можуть безпосередньо впливати на можливість узгодженого виконання групового завдання. Разом із тим запропонований підхід зосереджений переважно на оптимізації маршрутів і комунікаційних обмеженнях, тоді як комплексне врахування міської забудови, динамічних перешкод і прогнозування ймовірних конфліктів потребує подальшого розвитку.

У роботах [16, 17] запропоновано метод тривимірного динамічного планування маршруту БПЛА на основі вдосконаленої моделі динамічної системи рідини та штучної нейронної мережі. Метод спрямований на підвищення якості сформованого маршруту й зменшення обчислювальних витрат під час польоту в складному середовищі зі статичними та раптово виникаючими динамічними перешкодами. Однак дослідження орієнтоване переважно на одиночний БПЛА, тому задача узгодженого планування та коригування маршрутів групи БПЛА потребує окремого розв'язання.

Отже, проведений аналіз літературних джерел показав, що сучасні дослідження охоплюють окремі аспекти групового застосування БПЛА, зокрема оптимізацію маршрутів, кооперативне планування, уникнення перешкод, запобігання зіткненням, обмін інформацією між літальними апаратами та використання технологій машинного навчання. Водночас існуючі підходи розглядають зазначені завдання окремо. Недостатньо дослідженим залишається комплексний метод планування маршруту польоту групи БПЛА в умовах міської забудови, який би одночасно враховував тривимірну структуру середовища, статичні та динамічні перешкоди, взаємне розташування БПЛА та прогнозування виникнення конфліктних ситуацій.

Таким чином, наукова проблема полягає у необхідності розроблення моделі та вдосконалення методу планування маршруту польоту групи БПЛА в умовах складного динамічного тривимірного середовища міської забудови. Перспективним напрямом її розв'язання є поєднання методів глобального планування маршруту з технологіями машинного навчання для прогнозування можливих конфліктів, оцінювання ризику зіткнення та адаптивного коригування траєкторій польоту. Такий підхід має забезпечити підвищення безпеки та ефективності групового застосування БПЛА.

### 1.3 Мета і завдання дослідження

Метою дослідження є підвищення рівня безпеки польотів групи БПЛА у міській забудові.

Для досягнення мети були поставлені наступні завдання: розробка моделі та удосконалення методу планування траєкторій БПЛА завдяки впровадженню засобів прогнозування можливих конфліктів. В ході досліджень використано методи математичної статистики та моделювання.

## 2. Матеріали і методи дослідження

У дослідженні удосконалено метод планування траєкторії польоту БПЛА на основі технологій машинного навчання, завдяки впровадженню засобів прогнозування можливих конфліктів.

Сутність удосконалення полягає у тому, щоб на етапі планування та виконання польоту БПЛА передбачати потенційно небезпечні їх зближення з перешкодами завчасно та динамічно коригувати маршрути польотів для уникнення зіткнення.

Зокрема, необхідно розробити нейромережеву модель, яка за даними про поточний політ БПЛА та

оточуючу обстановку прогнозує ризик зіткнення з перешкодами (як статичними, так й рухомими) на заданому інтервалі вперед.

Для вирішення поставленої задачі її необхідно формалізувати як задачу прогнозування часових послідовностей, яка піддається моделюванню нейронною мережею типу LSTM.

Розглянуто траєкторію польоту БПЛА як дискретну часову послідовність його станів: положення та динамічні параметри на послідовності часових кроків. Зроблено таке припущення:

$$p(t) = (x(t), y(t), z(t)) -$$

просторові координати БПЛА в момент часу  $t$ .

Також, розглянуто множину  $N$  потенційних перешкод (інших літальних апаратів або стаціонарних об'єктів) з такими координатами:

$$p_i(t) = (x_i(t), y_i(t), z_i(t))$$

для  $i=1, 2, \dots, N$ .

Введено метрику відстані між БПЛА та  $i$ -ою перешкодою:

$$d(t) = \|p(t) - p_i(t)\| = \sqrt{(x(t) - x_i(t))^2 + (y(t) - y_i(t))^2 + (z(t) - z_i(t))^2}, \quad (1)$$

Визначено порогову безпечну дистанцію  $D_{min}$ , менше за яку зближення БПЛА з перешкодою вважається небезпечним (конфліктом). Тоді, подію конфлікту можливо описати як існування моменту часу  $\tau$  у межах прогнозованого горизонту  $\Delta T$ , що

$$d_i(\tau) < D_{min} \quad (2)$$

для деякого  $i$  (тобто БПЛА надто близько наблизиться до перешкоди  $i$ ).

Задача прогнозування конфлікту полягає у визначенні ймовірності виникнення такої події або факту її виникнення (True/False) до того, як вона станеться у реальності.

У термінах машинного навчання вищевказане завдання можливо подати як задачу прогнозування на основі часових рядів. Тобто, задані послідовності станів БПЛА та перешкод на інтервалі часу  $[t_0, t_k]$ .

Наприклад, виміряні або заплановані координати та швидкості на кількох останніх кроках. Необхідно передбачити, чи відбудеться конфлікт у інтервалі часу  $[t_k, t_k + \Delta T]$  у майбутньому.

Вхідними даними моделі у момент часу  $t_k$  є наступна послідовність:

$$X = \{s(t_0), s(t_1), \dots, s(t_k)\}, \quad (3)$$

де  $s(t_j)$  – вектор ознак, який характеризує стан системи «БПЛА-перешкоди» у час  $(t_j)$ .

До складу  $s(t)$  можуть входити, наприклад: власні координати та вектор швидкості БПЛА, параметри його траєкторії (курс, висота та

прискорення); відносні координати найближчих перешкод або параметри зближення (відстань  $d_i(t)$ , відносна швидкість зближення тощо) для найбільш критичних  $i$ ; інші фактори (наприклад, швидкість вітру, ступінь невизначеності позиціонування).

Виходом моделі є прогнозоване значення цільової змінної  $y$  – показника наявності конфлікту у найближчому майбутньому. Можливо визначити  $y$  як бінарну змінну:  $y=1$ , якщо конфлікт очікується, та  $y=0$  – інакше. Тоді модель реалізує таку функцію:

$$f: X \mapsto \hat{y}, \quad (4)$$

де  $y \approx \hat{y}$  – передбачене значення (ймовірність або клас конфліктної ситуації) на основі аналізу послідовності  $X$ .

Обрано архітектуру Long short-term memory (LSTM) – різновид рекурентної нейронної мережі (PHM), яка призначена для моделювання залежностей у таких послідовностях  $X$ . Мережа LSTM послідовно обробляє вхідні дані за часовими кроками, акумулюючи внутрішній стан, який кодує інформацію про попередні етапи. У запропонованій постановці це дозволяє моделі «навчитися» закономірностям розвитку конфліктних ситуацій у часі та на основі поточної послідовності станів виявляти ознаки неминучого зіткнення ще до того, як відстань стане критично малою.

Таким чином, задача планування траєкторії (маршруту) польоту БПЛА з урахуванням ризику зводиться до задачі прогнозування часової послідовності засобами LSTM-моделі. Тобто, мережа розглядає історію польотів БПЛА та їх взаємного розташування, а також – потенційних перешкод та видає прогноз щодо безпеки продовження поточної траєкторії руху. Подібний підхід застосовується й в суміжних галузях. Наприклад, для автономних автомобілів розроблено LSTM-моделі прогнозування траєкторій сусідніх транспортних засобів (об'єктів), що дає змогу планувати більш безпечний маршрут руху наперед [4]. Запропоновано використання PHM LSTM за таких причин.

1. Наявність часової залежності – ситуація зближення двох БПЛА розвивається у часі та для надійного прогнозу необхідно враховувати послідовність попередніх станів. На відміну від звичайних (не рекурентних) нейронних мереж, які аналізують кожен стан незалежно, PHM мають пам'ять. Вони зберігають вектор прихованого стану  $h_t$ , що оновлюється на кожному кроці та несе інформацію про попередні кроки. LSTM спроектована для ефективного запам'ятовування довгострокових залежностей у послідовностях, завдяки введенню механізму керованої пам'яті завдяки гейтам (воротам) [5]. Такий підхід дозволяє їй вирішувати проблему «затухаючого градієнта», яка характерна для класичних PHM та утримувати важливу інформацію на довгих інтервалах.

2. Адаптація до змінної довжини послідовностей – у реальних умовах тривалість маневру зближення або сценарію конфлікту може

варіюватися. LSTM не потребує фіксованої довжини входу. Вона обробляє події послідовно та може працювати як з короткими, так й з довшими серіями даних, продовжуючи оновлювати свій стан. Це важливо для задачі прогнозування.

3. Гнучкість виходу – PHM LSTM можливо налаштувати як для видачі прогнозу після повного перегляду послідовності, так і для формування вихідної послідовності прогнозованих значень (many-to-many, наприклад, прогноз траєкторії руху іншого БПЛА на декілька секунд вперед). Обрано варіант mapu-to-one, де вихідний шар мережі дає оцінку ризику конфлікту на горизонті  $\Delta T$ .

До складу архітектури LSTM-мережі входять особливі шари пам'яті – комірки LSTM, кожна з яких на кожному кроці виконує декілька операцій. Для чергового часу  $t$  та попереднього прихованого стану  $h_{t-1}$  і пам'яті  $C_{t-1}$  можливо провести розрахунок наступних внутрішніх величин:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \quad i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i),$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot C_t, \quad o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o),$$

$$C_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C), \quad h_t = o_t \odot \tanh(C_t). \quad (5)$$

де  $\sigma(\cdot)$  – сигмоїда;  $\tanh(\cdot)$  – гіперболічний тангенс;

символ  $\odot$  – покомпонентне множення векторів.

Вектори  $W_f$ ,  $W_i$ ,  $W_C$ ,  $W_o$  та відповідні  $b_f$ ,  $b_i$ ,  $b_C$ ,  $b_o$  – параметри (вагові коефіцієнти та зміщення) моделі, які налаштовуються під час навчання.

Наведені формули описують роботу трьох внутрішніх гейтів LSTM: forget gate  $f_t$  визначає, яку частину попереднього стану пам'яті  $C_{t-1}$  слід забути; input gate  $i_t$  разом з кандидатним станом  $C_t$  визначає, яку інформацію слід додати до пам'яті; output gate  $o_t$  вирішує, яка частина оновленого стану  $C_t$  буде виведена як новий прихований стан  $h_t$ .

Завдяки даній будові, LSTM-комірка може керовано накопичувати інформацію (за  $i_t$  та  $C_t$ ) або забувати її (за  $f_t$ ), а також видавати релевантні дані ( $o_t$ ) назовні. Такий підхід робить LSTM надзвичайно ефективною для проведення дослідження: мережа сама навчиться, які патерни входів слід запам'ятовувати (наприклад, поступове зближення курсів двох БПЛА), а які можливо ігнорувати як шум, щоби точно передбачити конфлікт.

Відомі підходи, такі як методи машинного навчання без урахування часової структури (наприклад, дерева рішень, Random Forest, метод опорних векторів тощо) або класичні PHM без гейтів, поступаються LSTM у здатності моделювати довготривалі залежності.

Отже, LSTM поєднує у собі універсальність нелінійної моделі (як і інші нейронні мережі) з «пам'яттю» про попередні стани. Це важливо для

виявлення передумов конфлікту. Іноді небезпечно зближення можливо розпізнати лише проаналізувавши тенденцію зміни відстані та відносної швидкості протягом певного часу, а не з одиничного вимірювання. LSTM як модель прогнозування конфліктів є обґрунтованим вибором,

підтвердженням її успішним застосуванням в суміжних задачах прогнозування траєкторій рухомих об'єктів та запобігання їх зіткненням. Для вирішення задачі прогнозування конфліктів (спроектовано архітектуру LSTM-мережі, яка адаптована до доменної області планування траєкторій БпЛА (рис. 1).

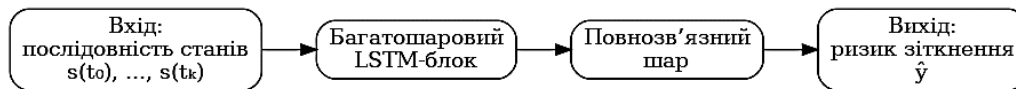


Рис. 1. Структурна схема нейромережевої моделі прогнозування конфліктів на основі LSTM

Вхідний шар моделі сприймає на кожному кроці часу  $t$  вектор ознак  $s(t)$ , що характеризують ситуацію. Вхідні дані нормалізуються та можуть додатково проходити через шар ущільнення (embedding) для зменшення розмірності, якщо кількість ознак велика.

Наступним компонентом є блок LSTM-осередків, які обробляють послідовність вхідних векторів, зберігаючи внутрішній стан.

У запропонованій моделі використано декілька шарів LSTM, які побудовані послідовно (мультишарова архітектура). Кількість шарів та кількість нейронів (осередків) у кожному шарі обрано експериментальним шляхом, забезпечуючи достатню здібність до апроксимації без перенавчання.

Після останнього LSTM-шару формується вихідний шар моделі. У випадку бінарної класифікації конфлікту, це один нейрон, до якого під'єднані виходи останнього прихованого стану  $h_t$  (на останньому кроці послідовності  $T$ ) усіх нейронів передостаннього шару. Даний вихідний нейрон використовує сигмоїдальну активаційну функцію, щоб перетворити сумарний сигнал на ймовірність конфлікту  $\hat{p}$ .

Значення  $\hat{p} > 0.5$  інтерпретується як прогноз наявності конфлікту (небезпечного зближення),  $\hat{p} < 0.5$  – відсутності. За умови, якщо розглядати задачу як регресійну (прогноз мінімальної відстані або часу до зближення), то вихідний шар може містити один нейрон лінійної активації (для безперервного значення ризику) або декілька нейронів (для прогнозування траєкторії координат). Запропоновано використання класифікації «конфлікт / нормальний політ», що достатньо для подальшого планування траєкторії польоту БпЛА.

В архітектурі моделі передбачено механізми запобігання перенавчання та підвищення збіжності навчання. Зокрема, між LSTM-шарами впроваджено шари відсіву (Dropout) із коефіцієнтом, який оптимально підібрано експериментальним шляхом для зменшення залежності від окремих нейронів.

Також, використано регуляризацию вагових коефіцієнтів (L2-норма) у помірному режимі. Активация прихованих шарів LSTM – гіперболічний тангенс (вбудований у формули LSTM), що забезпечує значення виходів у діапазоні  $[-1; 1]$  та стабілізує градієнти. Параметри моделі (кількість шарів, розмірність прихованого стану тощо) представлено у табл. 1.

Таблиця 1 – Параметри архітектури LSTM-моделі

| Параметр                      | Значення                                     |
|-------------------------------|----------------------------------------------|
| Тип моделі                    | RNN LSTM                                     |
| Кількість LSTM-шарів          | 2 (послідовні)                               |
| Розмірність прихованого стану | 64 (кожен LSTM-шар має 64 осередки)          |
| Вихідний шар                  | 1 нейрон (сигмоїдна активація)               |
| Вхідна розмірність ознак      | 6 (координати і швидкості БпЛА та перешкоди) |
| Dropout після LSTM-шарів      | 0,2 (20%)                                    |
| Регуляризація L2              | 0,001                                        |
| Загальна кількість параметрів | ~50 тис. (вагових коефіцієнтів)              |

За отриманими у таблиці 1 даними можливо стверджувати, що нейромережа має відносно невелику складність (порядку декількох десятків тисяч параметрів), що дозволяє здійснювати її навчання та виконання на борту БпЛА або у наземному центрі керування у реальному масштабі часу. Обраний розмір прихованого шару забезпечує баланс між здатністю моделі представляти складні залежності та швидкістю/енергоспоживанням обчислень. Два LSTM-шари дають змогу моделювати взаємозв'язки більш високого рівня (другий шар узагальнює послідовність виходів першого шару), що підвищує точність прогнозу без істотного збільшення обчислювальної складності.

Удосконалений метод планування траєкторії польоту БпЛА з урахуванням ризику зіткнення є поєднанням описаної вище RNN та алгоритму оперативного коригування маршруту. Структурно метод наведено у вигляді послідовності наступних кроків, сутність якого полягає у наступному.

1. Збір даних про стан: на початку кожного кроку планування траєкторії польоту отримуються актуальні дані про стан БпЛА та обстановку. Такі дані формують вектор ознак  $s(t)$ .

2. Прогноз конфліктів за допомогою LSTM: зібрана послідовність останніх  $k$  станів подається на вхід нейромережевої моделі LSTM. Модель обчислює прогноз щодо наявності конфлікту у найближчому майбутньому (на горизонті  $\Delta T$ ). За умови, якщо прогноз перевищує заданий поріг (наприклад,  $p > 0.5$  для ймовірності конфлікту), то вважається, що існує загроза зіткнення. У протилежному випадку – прогноз безпечний.

3. Аналіз результату та вибір дії – якщо конфлікт не прогнозується, то БпЛА продовжує рухатися за поточною траєкторією (або запланованим маршрутом) без змін. Якщо ж прогнозовано конфлікт, то система ініціює процедуру уникнення, залежно від ситуації може бути обрано різні маневри: зміну висоти, відхилення вбік від маршруту, гальмування або зупинку (для мультикоптера) тощо. Мета маневру – збільшити мінімальну відстань до перешкоди та уникнути перетину траєкторій у критичній точці.

4. Коригування траєкторії – на основі обраного маневру відбувається коригування наступних точок траєкторії БпЛА. Наприклад, якщо прогнозовано зіткнення з іншим БпЛА на перетині курсів, то планується зміна курсу або висоти апарату, аби розійтися у просторі. Корекція може відбуватись у автоматичному режимі автопілотом або надсилатися як рекомендація оператору БпЛА.

5. Циклічність процесу – описані кроки повторюються на кожному такті оновлення даних (наприклад, щосекунди).

Таким чином, метод працює у режимі реального часу, постійно відстежуючи ситуацію та завчасно реагуючи на можливі зміни. Фактично – це система підтримки прийняття рішень пілота, але –

автоматизована та налаштована на специфіку польотів БпЛА. Даний метод поєднує стратегічне планування маршруту польоту БпЛА (наприклад, по динамічним коридорам за концепцією D2-C2) з тактичною превентивною перевіркою майбутнього маршруту на безпеку. Модель LSTM може прогнозувати конфлікти навіть за відсутності явних поточних ознак (наприклад, інший БпЛА ще далеко), спираючись на тенденції – це дає виграв у часі на реакцію. Метод інтегрований у загальну архітектуру системи управління БпЛА або UTM (системи управління безпілотним трафіком). Він отримує дані від підсистем спостереження (радар, ADS-B, обмін даними між БпЛА) та передає команди на підсистему автопілота для виконання маневру ухилення.

Таким чином, досягається замкнений контур: сприйняття – прогноз – дія, що підвищує автономність та безпеку польоту БпЛА.

Розглянутий метод та РНМ тісно пов'язані між собою, утворюючи єдиний комплекс забезпечення безпеки польоту групи БпЛА в міській забудові. Модель LSTM виступає основним компонентом методу – її можливо розглядати як модуль прогнозування у загальному алгоритмі планування.

На структурній схемі (рис. 2) показано, як саме модель вбудована в удосконалений метод.

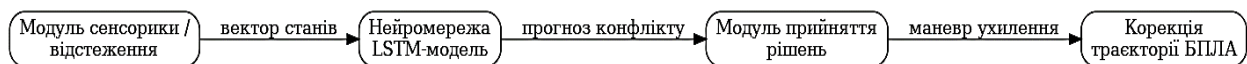


Рис. 3. Взаємозв'язок між нейронною мережею та методом прогнозування конфліктів

Модель LSTM отримує на вході дані від модуля сенсорики/відстеження та передає результати (прогноз конфлікту) до модуля прийняття рішень, що змінює траєкторію польоту БпЛА.

Перед використанням у реальному польоті БпЛА РНМ спочатку навчають на вибірці типових сценаріїв. Після навчання модель вбудовується у програмне забезпечення автопілота або наземної системи керування польотом БпЛА.

Удосконалений метод – це алгоритмічна надбудова, яка організовує роботу моделі та інших компонентів. Під час виконання метод на кожному кроці надає моделі актуальні дані (вектор ознак  $s(t)$ ) та отримує від неї прогноз. Далі, метод визначає потрібну дію та реалізує її за відповідними виконавчими механізмами БпЛА.

Розроблена модель та удосконалений метод утворюють ієрархічну систему: модель LSTM – вирішує вузькоспеціалізовану задачу (оцінка ризику), тоді як метод – відповідає за загальну поведінку польоту БпЛА.

Даний підхід відповідає принципам модульності – модель можливо удосконалювати або перевчити незалежно від решти систем, наприклад, на нових даних, а потім, оновити модуль прогнозування, не змінюючи логіку усього алгоритму.

Ефективність удосконаленого методу напряму залежить від точності та швидкодії розробленої моделі. За умови, якщо модель дає хибні спрацювання або пропуски, то метод може вживати

зайвих маневрів або не зреагувати вчасно. Тому, у взаємозв'язку «модель-метод» реалізовано механізми перевірки достовірності прогнозу (наприклад, введено поріг впевненості та фільтрацію одиничних спрацювань).

Таким чином, розроблена модель та удосконалений метод доповнюють один одного: РНМ забезпечує інтелектуальне прогнозування на основі накопичених даних, а метод – забезпечує реалізацію дій для уникнення прогнозованих загроз. Їх поєднання дає синергійний ефект – підвищує ситуаційну обізнаність системи управління польотом БпЛА та дозволяє реалізувати принцип проактивної безпеки їх польотів у міській забудові.

Розроблена модель та удосконалений метод реалізовані у програмному середовищі для подальших експериментальних досліджень

На етапі реалізації визначено ряд параметрів, наведених нижче у таблицях, які забезпечують відтворюваність та налаштування запропонованого підходу під конкретні умови.

У табл. 2 представлено основні параметри навчання РНМ LSTM та характеристику даних для навчання. Модель навчено на певному наборі сценаріїв зближення БпЛА, згенерованих у симуляційному середовищі. Модель навчалася протягом 50 епох на 5000 симульованих конфліктних та безконфліктних траєкторіях, досягнувши високої точності класифікації ~95%.

Горизонт прогнозування обрано 10 с – цього достатньо, щоб встигнути виконати маневр ухилення

БпЛА на типовій швидкості та уникнути зіткнення. Дані для навчання згенеровано таким чином, щоб включати різні сценарії: зближення на зустрічних курсах, наздоганяння, зближення при маневруванні, обліт перешкод тощо, з варіаціями початкових умов та шумами вимірювань.

Таблиця 2 – Параметри навчання LSTM-моделі та даних

| Параметр                | Значення                                                      |
|-------------------------|---------------------------------------------------------------|
| Апаратна платформа БпЛА | NVIDIA Jetson TX2 (GPU) / Raspberry Pi 4 (CPU)                |
| Час виконання прогнозу  | ~5-10 мс (на Jetson TX2, для однієї пропагації LSTM)          |
| Затримка циклу ухилення | < 1 с (вкл. збір даних, прогноз, прийняття рішення)           |
| Комунікація між БпЛА    | обмін координатами кожні 1 с (V2V зв'язок)                    |
| Інтеграція в автопілот  | PX4 Autopilot (через MAVSDK офлайн планувальник)              |
| Програмна реалізація    | Python 3.9, фреймворк TensorFlow 2.6, середовище Ubuntu 20.04 |

Метод розрахований на роботу в межах концепції D2-C2. Тому, симуляцією враховано наявність динамічних сегментів повітряного простору. Симуляційні випробування проведено в умовному міському просторі розміром  $10 \times 10$  км з декількома десятками БпЛА, що рухаються за правилами концепції D2-C2 (по динамічних коридорах) із випадковими відхиленнями. Безпечна дистанція 50 м обрана відповідно до рекомендацій U-sparse для малих БпЛА (дронів) у міській забудові. Кожен БпЛА обладнаний системою прогнозування; конфлікт вважається успішно попередженим, якщо мінімальна відстань залишилась більшою за  $D_{\min}$ , завдяки виконанню маневру.

Для реалізації стратегій ухилення використано простий підхід: БпЛА піднімається або опускається на 20 м (у межах свого сегменту висоти) або змінює горизонтальний шлях на сусідній паралельний коридор, якщо недоступний. Параметри таких маневрів (амплітуда зміни висоти, кут відхилення) налаштовувалися залежно від ситуації.

У табл. 3 представлено технічні параметри реалізації програмно-апаратної частини, а саме на якому обладнанні проведено роботу моделі.

Таблиця 3 – Технічні параметри реалізації системи

| Параметр                     | Значення                                                  |
|------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| Розмір області польотів      | 10 км $\times$ 10 км (умовне міське повітряне середовище) |
| Кількість БпЛА в сценарії    | 20 (одночасно в повітрі)                                  |
| Безпечна відстань $D_{\min}$ | 50 м (мінімальний інтервал для уникнення)                 |
| Максимальна швидкість БпЛА   | 15 м/с                                                    |
| Типи перешкод                | Інші БпЛА, будівлі                                        |
| Симулятор                    | BlueSky ATM Simul., модуль D2-C2                          |
| Частота оновлення даних      | 1 Гц (прогноз кожну секунду)                              |
| Стратегія уникнення          | Зміна висоти або маршруту на запасний коридор             |

Отже, навіть на відносно компактних бортових комп'ютерах (типу Nvidia Jetson) обчислення LSTM-прогнозу займають лічені мілісекунди, що цілком прийнятно для задачі з періодом оновлення 1 с.

У випадку використання менш потужного CPU (наприклад, Raspberry Pi) можливе згортання моделі (після навчання) до спрощеної версії або запуск прогнозу на наземному сервері з передачею результатів на БпЛА завдяки телеметрії.

### 3. Результати розробки і дослідження удосконаленого методу та розробленої моделі планування маршруту БпЛА

#### 3.1 Удосконалений метод планування маршруту БпЛА

Отримав подальший розвиток метод планування траєкторій БпЛА з проактивним уникненням конфліктів, який, на відміну від відомих методів здійснює прогнозне виявлення небезпеки за допомогою моделі машинного навчання. Метод інтегрує концепцію динамічних коридорів із модулем штучного інтелекту, що дозволяє завчасно та автоматично виявляти потенційні зіткнення БпЛА з перешкодою (іншим БпЛА). Наукова новизна полягає у представленні завдання уникнення зіткнень БпЛА з перешкодами (іншими БпЛА) як задачі оптимізації маршруту польоту з урахуванням прогнозованої небезпеки, що розширює відомі (існуючі) підходи постановки задачі обтікання перешкод у динаміці.

#### 3.2 Модель планування маршруту БпЛА

Запропоновано нейромережеву модель довготривалої короткочасної пам'яті для планування траєкторій польотів БпЛА, яка навчена на даних про їх зближення.

Модель апроксимує функцію, яка відображає складну залежність між часовими рядами параметрів руху двох БпЛА та бінарним результатом – зіткнення чи ні. Вона навчається даним залежностям на прикладах, що є новим підходом у теорії конфліктної динаміки польотів БпЛА.

Наукова новизна запропонованої моделі полягає у тому, що вона вперше застосована для прогнозування конфліктів між БпЛА з урахуванням їх просторово-часової динаміки.

### 4. Обговорення результатів дослідження удосконаленого методу та розробленої моделі планування маршруту БпЛА

Метод інтегрує концепцію D2-C2 (динамічних коридорів) з модулем ШІ, що дозволяє завчасно та автоматично виявляти потенційні зіткнення БпЛА з перешкодами (іншими БпЛА). Така інтеграція стратегічного повітряного розподілу з тактичним машинним прогнозуванням запропоновано вперше.

Метод забезпечує нову якість управління безпілотним трафіком – кількісну оцінку безпеки кожного плану польоту БпЛА у реальному масштабі часу та адаптацію плану на основі цієї оцінки.

Модель апроксимує функцію, яка відображає складну залежність між часовими рядами параметрів

польоту двох (і більше) БПЛА та бінарним результатом – зіткнення чи ні.

Раніше подібні залежності не мали аналітичного виразу та визначались алгоритмічно (завдяки геометричним розрахункам на основі припущень про траєкторії польотів БПЛА). Розроблена модель навчається таким залежностям на прикладах, що є новим підходом у теорії конфліктної динаміки БПЛА.

## 5. Висновки

Удосконалено метод планування траєкторій польоту БПЛА з проактивним уникненням конфліктів, який, на відміну від відомих методів (які реагують на поточні порушення дистанції), здійснює прогнозне виявлення небезпеки за допомогою ML-моделі. Отже, новим є підхід до представлення завдання уникнення зіткнень БПЛА з перешкодами (БПЛА) як задачі оптимізації маршруту їх руху з урахуванням прогнозованої небезпеки, що розширює класичні постановки задачі обтікання перешкод у динаміці. Запропонована РНМ LSTM, навчена на даних про зближення БПЛА, сама по собі є новим інструментом оцінки конфліктів у повітрі. Наукова новизна моделі полягає у тому, що вона вперше застосована для прогнозування конфліктів між БПЛА з урахуванням їх просторово-часової динаміки.

Крім того, до нових наукових результатів можливо віднести встановлення оптимальної архітектури LSTM для даної задачі та виявлення основних ознак, які необхідно включати у вектор стану для досягнення високої точності прогнозу.

Модель показує здатність виявляти приховані патерни (наприклад, критичні поєднання відстаней та відносних швидкостей), які складно виразити

явними правилами – це підкреслює перевагу методу машинного навчання над основними підходами та є новим знанням для подальших досліджень.

Розроблена модель та удосконалений метод розширюють сучасні уявлення про побудову систем запобігання зіткненням БПЛА. Вони показують, як можливо об'єднати динамічне управління повітряним рухом (D2-C2) з інтелектуальним прогнозуванням на основі нейронних мереж, досягаючи підвищення рівня безпеки польотів БПЛА у міській забудові без втручання людини. Такий результат може бути основою для створення нових поколінь автономних систем керування БПЛА, здатних адаптивно покращувати навички уникнення небезпеки у складних умовах повітряного руху.

## Конфлікт інтересів

Автор декларує, що не має конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

## Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

## Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

## Використання засобів штучного інтелекту

Автор підтверджує, що не використовував технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Delamer, J.-A., Watanabe, Y., and Chanel, C.P.C. (2021), "Safe path planning for UAV urban operation under GNSS signal occlusion risk", *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 142, 103800, doi: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2021.103800>
2. Lin, X., Wang, C., Wang, K., Li, M., and Yu, X. (2021), "Trajectory planning for unmanned aerial vehicles in complicated urban environments: A control network approach", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 128, 103120, doi: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103120>
3. Zhang, N., Zhang, M., and Low, K.H. (2021), "3D path planning and real-time collision resolution of multirotor drone operations in complex urban low-altitude airspace", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 129, 103123, doi: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103123>
4. Maw, A.A., Tyan, M., Nguyen, T.A., and Lee, J.-W. (2021), "iADA\*-RL: Anytime Graph-Based Path Planning with Deep Reinforcement Learning for an Autonomous UAV", *Applied Sciences*, vol. 11(9), doi: <https://doi.org/10.3390/app11093948>
5. Rubí, B., Morcego, B., and Pérez, R. (2021), "Quadrotor Path Following and Reactive Obstacle Avoidance with Deep Reinforcement Learning", *Journal of Intelligent, and Robotic Systems*, vol. 103, doi: <https://doi.org/10.1007/s10846-021-01491-2>
6. Delamer, J.-A., Watanabe, Y., and Chanel, C. (2021), "Multiple UAVs trajectory generation and waypoint assignment in urban environment based on DOP maps", *Aerospace Science and Technology*, vol. 110, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2021.106507>
7. Doukhi, O., and Lee, D.-J. (2021), "Deep Reinforcement Learning for End-to-End Local Motion Planning of Autonomous Aerial Robots in Unknown Outdoor Environments: Real-Time Flight Experiments", *Sensors*, vol. 21(7), 2534, doi: <https://doi.org/10.3390/s21072534>
8. Tu, G.-T., and Juang, J.-G. (2023), "UAV Path Planning and Obstacle Avoidance Based on Reinforcement Learning in 3D Environments", *Actuators*, vol. 12(2), 57, doi: <https://doi.org/10.3390/act12020057>
9. Tang, J., Liang, Y., and Li, K. (2024), "Dynamic Scene Path Planning of UAVs Based on Deep Reinforcement Learning", *Drones*, vol. 8(2), 60, doi: <https://doi.org/10.3390/drones8020060>
10. Коломійцев О.В., Рудаков І.С., Філіппенков О.В., Павлій В.О., Катунін А.М., Коваль В.В., Згода Г.І., Кібальник В.М., Пальчиков В.В., Белоус М.В., Павлій Л.В. (2025), "Особливості застосування технології машинного навчання для підвищення безпеки польотів групи безпілотних літальних апаратів у міській забудові", *ГРААЛЬ НАУКИ*, № 50, С. 537–550, doi: <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.21.03.2025>
11. Коломійцев О.В., Рудаков І.С., Дмитрієв О.М., Комаров В.О., Катунін А.М., Руснак В.М., Шеремет І.А., Галінський Д.О. Аналіз наукових досліджень у галузі безпеки польотів групи безпілотних літальних апаратів у міській забудові. *ГРААЛЬ НАУКИ*, № 51, С. 569–582. DOI <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.18.04.2025>

12. Рисований О.М., Коломійцев О.В., Дмитрієв О.М., Голубничий Д.Ю., Невиніцин А.М., Третяк В.Ф., Крук Б.М., Романюк А.О., Собора А.І., Старцев В.В., Калачова В.В., Пустоваров В.В. (2023), “Метод підвищення ефективності управління безпілотним літальним апаратом у залежності від особливостей матриці зв’язків при використанні нелінійного псевдовипадкового генератора”, *II International Scientific and Practical Conference. Science and education in progress*, pp. 344–352, available at: <https://archive.interconf.center/index.php/conference-proceeding/article/view/3889>
13. Puente-Castro, A., Rivero, D., Pedrosa, E., Pereira, A., Lau, N., and Fernandez-Blanco, E. (2024), “Q-Learning based system for Path Planning with Unmanned Aerial Vehicles swarms in obstacle environments”, *Expert Systems with Applications*, vol. 235, 121240, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121240>
14. Fu, X., Zhi, C., and D. Wu (2023), “Obstacle avoidance and collision avoidance of UAV swarm based on improved VFH algorithm and information sharing strategy”, *Computers, and Industrial Engineering*, vol. 186, 109761, doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109761>
15. Xu, L., Cao, X., Du, W., and Li, Y. (2023), “Cooperative path planning optimization for multiple UAVs with communication constraints”, *Knowledge-Based Systems*, vol. 260, 110164, doi: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.110164>
16. Niu, Y., Yan, X., Wang, Y., and Niu, Y. (2024) “3D real-time dynamic path planning for UAV based on improved interfered fluid dynamical system and artificial neural network”, *Advanced Engineering Informatics*, vol. 5(9), 102306, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.102306>
17. Feng S, Liu F, Zhou S, Wong X, and Mai J. (2025), “Dynamic obstacle avoidance strategy for autonomous vehicles based on LSTM model trajectory prediction under urban roads”, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D*, doi: <https://doi.org/10.1177/09544070241299283>
18. Fedorchenko, V., Yeroshenko, O., Shmatko, O., Kolomiitsev, O., and Omarov, M. (2024), “Password hashing methods and algorithms on the .net platform”, *Advanced Information Systems*, vol. 8(4), pp. 82–92, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2024.4.11>
19. Shmatko, O., Kolomiitsev, O., Rekova, N., Kuchuk, N., and Matvieiev, O. (2023), “Designing and evaluating dl-model for vulnerability detection in smart contracts”, *Advanced Information Systems*, vol. 7(4), pp. 41–51, doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2023.4.05>
20. Gordo, V., Perez-Castan, J.A., Perez Sanz, L., Serrano-Mira, L., and Xu, Y. (2024), “Feasibility of Conflict Prediction of Drone Trajectories by Means of Machine Learning Techniques”, *Aerospace*, vol. 11, doi: <https://doi.org/10.3390/aerospace11121044>

Received (Надійшла) 16.07.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 02.09.2026

Publication date (Дата публікації) 25.09.2026

## ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

**Рудаков Ігор Сергійович** – аспірант кафедри комп’ютерної інженерії та програмування, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна;

**Rudakov Ihor** – Postgraduate student, Department of Computer Engineering and Programming, National Technical University, “Kharkiv Polytechnic Institute”, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: [ihor.rudakov@cit.khpi.edu.ua](mailto:ihor.rudakov@cit.khpi.edu.ua); ORCID Author ID: <https://orcid.org/0009-0008-9525-5669>.

**Коломійцев Олексій Володимирович** – доктор технічних наук, професор, професор кафедри комп’ютерної інженерії та програмування Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна;

**Oleksii Kolomiitsev** – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of Computer Engineering and Programming Department, National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute», Kharkiv, Ukraine;

e-mail: [alexus\\_k@ukr.net](mailto:alexus_k@ukr.net); ORCID Author ID: <https://orcid.org/0000-0001-8228-8404>;

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57211278112>.

### A method and model for planning flight paths for a fleet of unmanned aerial vehicles to avoid obstacles in urban areas using machine learning technologies

Ihor Rudakov, Oleksii Kolomiitsev

**Abstract. Background.** The increasing number of unmanned aerial vehicles (UAVs) each year leads to a higher flight density and a greater likelihood of collisions, which necessitates ensuring a high level of flight safety. The application of the D2-C2 dynamic density corridor concept makes it possible to reduce the frequency of conflicts, but does not completely eliminate the risk of unforeseen UAV encounters with obstacles (static and dynamic) in the presence of natural phenomena and dynamic factors. Thus, improving the method of UAV trajectory planning through the implementation of tools for predicting potential conflicts based on machine learning technologies is a pressing scientific challenge. **The subject of this article** is the integration of the D2-C2 concept with an artificial intelligence module. **The aim of the study** is to improve the flight safety of UAV fleets in urban environments. **The objective** of the study is to develop a model and refine the method for planning UAV trajectories by implementing tools for predicting potential conflicts. **Methods** of mathematical statistics and modeling were used in the course of the research. The **results** of the study presented in this article include a proposed LSTM neural network model trained on data regarding UAV approach scenarios. The method for planning UAV trajectories with proactive conflict avoidance has been improved; it performs predictive hazard detection using a machine learning model. **Conclusions.** The proposed model approximates a function that reflects the complex relationship between the time series of motion parameters of two (or more) UAVs and a binary outcome—collision or no collision. The improved method integrates the D2-C2 concept with an artificial intelligence module, enabling the early and automatic detection of potential collisions between UAVs and obstacles. **The results obtained** can be used in the future to develop new generations of autonomous UAV control systems capable of adaptively and through learning improving their ability to avoid hazards in complex air traffic conditions.

**Keywords:** unmanned aerial vehicle; flight path; machine learning; artificial intelligence; neural network; safety; collision; method; mathematical model; algorithm.