

УДК 004.9, 629.78, 504.4

**А. В. Писаренко, О. І. Ролік**

## **ЕНЕРГОЕФЕКТИВНА АВТОНОМНА БЕЗПІЛОТНА СИСТЕМА ВІДБОРУ ПРОБ ВОДИ ДЛЯ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ**

*Анотація:* Розроблено енергоефективну автономну безпілотну систему для відбору проб води. В системі інтегровано алгоритми оптимізації траєкторії та автономну навігацію для здійснення точного та екологічно чистого збору проб води. За допомогою MATLAB виконане моделювання дрона за різних умов довкілля. Завдяки оптимізованим маршрутам польоту та збільшенню точності навігації (до  $\pm 0,2$  м) зменшено споживання енергії до 28%. Система є перспективним рішенням для автономного моніторингу довкілля, з можливістю застосування у важкодоступних місцях, або, коли необхідна мінімальна участь людини. Подальша робота має зосереджуватися на створенні дослідного зразка та польових випробуваннях.

*Ключові слова:* інформаційна система, БПЛА, дрон, октокоптер, відбір проб води, моніторинг довкілля, оптимізація траєкторії, MATLAB, автономна навігація, уникнення перешкод, енергоефективне керування

### **Вступ**

Відбір проб води є важливим компонентом екологічного моніторингу, що дозволяє збирати дані для оцінки якості води, рівня забрудненості та стану екосистем. Традиційно відбір проб води покладається на ручні методи, які є трудомісткими, довготривалими і часто обмежені доступом людини до віддалених або небезпечних місць. Крім того, традиційні методи можуть спричиняти порушення довкілля, що негативно впливає на екосистем, які досліджуються. Для вирішення цих проблем перспективним рішенням стали інноваційні підходи з використанням безпілотних літальних апаратів (БПЛА) [1].

Зростаючий інтерес до БПЛА задля екологічних досліджень зумовлений їхньою здатністю до автономної навігації та виконання складних завдань з мінімальним втручанням людини. З розвитком алгоритмів машинного навчання та систем автономного керування польотом, дрони здатні виконувати точні операції в різноманітних умовах довкілля. При цьому стає актуальною проблема оптимізації енергоспоживання безпілотника зі збереженням високої продуктивності при виконанні таких завдань, як відбір проб води. Енергоефективність є важливою для забезпечення тривалості польоту, а отже, широкого покриття, особливо коли дрони використовуються у масштабних проєктах екологічного моніторингу.

За останні роки досягнутий значний прогрес в розробленні автономних безпілотних систем для моніторингу довкілля і не тільки. Дослідники зосередилися на

створенні систем на базі БПЛА, які можуть автономно збирати екологічні дані, коли дрони використовуються для відбору проб води та виконання інших екологічних завдань. У дослідженні [2] представлена система відбору проб води за допомогою БПЛА, яка пройшла лабораторні та польові випробування. Система продемонструвала ефективність для задач швидкого і ефективного відбору проб води, заклавши основу для інтеграції дронів в екологічні програми. Аналогічно, проєкт AquaFly досліджував використання автономних систем з декількома дронами для відбору проб води. Дослідження показало, що БПЛА здатні вирішувати задачі відбору проб, підвищити ефективність і адаптивність моніторингу природних ресурсів [3]. Окрім екологічних застосувань, оптимізація траєкторій польоту БПЛА є активною сферою досліджень. У дослідженні [4] представлений метод двошарової оптимізації, що поєднує підходи  $A^*$  та динамічного вікна для планування траєкторії польоту БПЛА. У цій роботі зроблений акцент на оцінюванні траєкторії та збіжності, які є важливими для точної навігації в складних умовах. Крім того, увагу привертають дослідження з енергоефективності. В статті [5] обговорюються енергоефективні методології для бездротових мереж з використанням БПЛА, що дають уявлення про скорочення експлуатаційного споживання ними енергії. Досягнення в галузі автономної навігації та оминання перешкод також сприяли розвитку систем на основі БПЛА. У дослідженні [6] запропонована система оминання перешкод, що пристосована для застосування поза приміщеннями для галузі тваринництва. Система пристосована до виконання автономних завдань в умовах різноманітного рельєфу місцевості за рахунок можливості ухилення від перешкод. Ще одне дослідження [7] присвячене навігації в невідомому середовищі з використанням двороторної платформи БПЛА. У дослідженні запропоновані та реалізовані алгоритми, що інтегрують машинний зір, виявлення близькості та інерційні вимірювальні блоки для виявлення перешкод, прийняття рішень щодо уникнення та планування руху з використанням вісімкових дерев (октантів), що характеризуються випадковістю та симетрією. Дослідження демонструє можливості автономної навігації та уникнення перешкод за допомогою моделювання, досягаючи польоту БПЛА з уникненням перешкод та позиціонування в невідомому середовищі.

### **Постановка проблеми**

Незважаючи на значний прогрес у технологіях БПЛА, в існуючій літературі залишаються невирішеними деякі проблеми. Хоча в дослідженнях запропоновані інноваційні алгоритми для автономної навігації, уникнення перешкод та оптимізації траєкторії польоту, багато з цих підходів обмежені конкретними умовами навколишнього середовища або сферами застосування. Наприклад, більшість досліджень зосереджені або на навігації в приміщенні (наприклад, SLAM та

алгоритми виявлення перешкод у контрольованому середовищі), або на відкритому просторі із наперед заданими параметрами. Однак інтеграція цих технологій в енергоефективну систему екологічного моніторингу для складних реальних застосувань, таких як відбір проб води в динамічних і часто складних природних умовах, залишається недостатньо вивченою. Крім того, більшість досліджень надають пріоритет оптимізації маршрутів польоту БПЛА або енергоефективності окремо, але бракує цілісних рішень, які б інтегрували ці фактори в єдину структуру, пристосовану до конкретних екологічних цілей.

Це дослідження має на меті заповнити ці прогалини, завдяки розробленню автономної системи БПЛА, спеціально призначеної для відбору проб води. Система враховує передові навігаційні алгоритми та адаптивність до навколишнього середовища. Запропонований підхід поєднує в собі механізми виявлення та уникнення перешкод, оптимізоване планування траєкторії польоту для енергоефективності та архітектуру системи, що дозволяє використовувати як ручний, так і автономний режими роботи. На відміну від попередніх робіт, це дослідження спрямоване на екологічні задачі експлуатації БПЛА, забезпечуючи мінімальний вплив на довкілля при максимальній експлуатаційній ефективності. Представлена система здатна орієнтуватися в різноманітних і непередбачуваних умовах, виконувати завдання з відбору проб води і повертатися на базу з оптимізованим енергоспоживанням, таким чином розширюючи можливу сферу застосування БПЛА також для моніторингу навколишнього середовища.

У наступних розділах представлена структура системи, методи, використані для моделювання та оптимізації, а також результати, досягнуті в ході моделювання.

### **Структура системи**

Безпілотна система для відбору проб води розроблена з акцентом на інтеграцію передових технологій для досягнення високої точності збору води, оптимізації енергоспоживання та автономної роботи. Дрон складається з декількох основних компонентів: платформи БПЛА на основі октокоптерної компоновки, механізму відбору проб води (механічний захоплювач, поєднаний з герметичним контейнером для зберігання зібраної води), датчиків для збору даних про навколишнє середовище (GPS, камера та лідар) та бортової системи управління польотом.

Укрупнена схема моделі автономної безпілотної системи представлена на рис. 1.

Механізм відбору проб води інтегрований в конструкцію дрона, щоб забезпечити автономність процесу відбору проб без необхідності втручання людини.

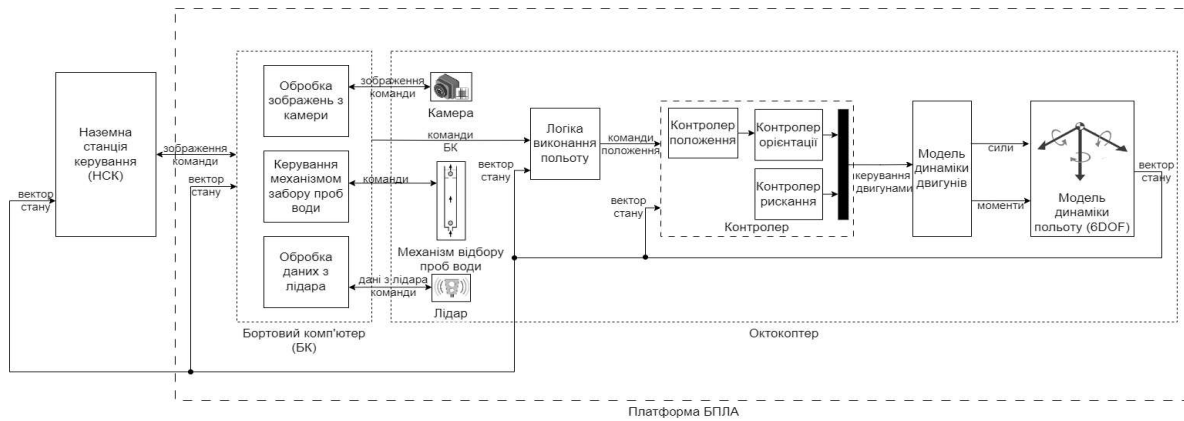


Рисунок 1. Схема моделі системи

### Моделювання

Моделювання безпілотної системи виконане за допомогою пакету MATLAB, де реалізовані рівняння динаміки польоту та система управління. Модель руху безпілотної системи побудована на основі ейлерової матриці обертання, рівнянь руху твердого тіла, рівнянь аеродинаміки та динаміки двигунів. Розроблена модель використовується для імітації поведінки октокоптера в тривимірному просторі, враховуючи горизонтальний і вертикальний рух.

Результуюча нелінійна модель має вигляд

$$\dot{\mathbf{v}}_B = \frac{1}{m}(\mathbf{F}_M + \mathbf{F}_D) + g\mathbf{R}_{I \rightarrow B}\mathbf{e}_z - \boldsymbol{\omega}_B \times \mathbf{v}_B, \quad (1)$$

$$\dot{\boldsymbol{\omega}}_B = \mathbf{I}_B^{-1}(\mathbf{M}_M + \mathbf{M}_D + \mathbf{M}_P - \boldsymbol{\omega}_B \times \mathbf{I}_B \boldsymbol{\omega}_B), \quad (2)$$

де  $\mathbf{v}_B$  – вектор швидкостей системи координат прив’язаної до дрона;  $\boldsymbol{\omega}_B$  – вектор кутових швидкостей системи координат дрона;  $m$  – маса дрона; сили  $\mathbf{F}_M$  і крутні моменти  $\mathbf{M}_M$  двигунів дрона;  $\mathbf{F}_D$  – сили лобового опору;  $\mathbf{M}_D$  – сумарний крутний момент, зумовлений лобовим опором;  $\mathbf{M}_P$  – сумарний прецесійний момент;  $g$  – сила тяжіння;  $\mathbf{R}_{I \rightarrow B}$  – матриця обертання між інерціальною системою координат співставленою з Землею та системою координат прив’язаною до дрона;  $\mathbf{I}_B$  – інерційна матриця жорсткого тіла в системі координат дрона.

Для застосування теорії лінійного керування, потрібна лінійна модель системи. Майже всі системи є нелінійними. При апроксимації нелінійної системи її лінійною моделлю важливо визначити, чи є ця апроксимація вдалою. Якщо припустити, що октокоптер перебуває в певній рівновазі, наприклад зависає, то лінеаризація нелінійної системи може бути обґрунтованою. Крім того, лінійними системами легше керувати, а багато методів керування можна застосувати лише до лінійних систем. Лінеаризовану систему можна отримати за допомогою розкладання в ряд Тейлора

першого порядку щодо деякої точки рівноваги. У випадку октокоптера природним вибором точки рівноваги є вільне від обертання зависання, що означає  $\mathbf{v}_B = \boldsymbol{\omega}_B = 0$ . Лінеаризація нелінійних сил тіла призводить до того, що

$$\mathbf{F}_D \approx 0, \mathbf{M}_D \approx 0, \mathbf{M}_P \approx 0, \quad (3)$$

оскільки не відбувається ані переміщення, ані обертання. Вільне зависання також передбачає, що похідні за часом від кутів Ейлера  $\dot{\boldsymbol{\eta}} = 0$ , отже, лінеаризація відносно рівноваги  $\boldsymbol{\eta}_0 = 0$  дає матриці обертання та кутових швидкостей

$$\mathbf{R} \approx \mathbf{I}, \mathbf{W} \approx \mathbf{I}. \quad (4)$$

Після виконання певних математичних перетворень, повну лінеаризовану модель можна записати як

$$\begin{pmatrix} \dot{\boldsymbol{\eta}}_I \\ \ddot{\boldsymbol{\eta}}_I \\ \dot{\mathbf{v}}_M \end{pmatrix} = \frac{1}{\tau_M m} \begin{pmatrix} \tau_M \mathbf{I} & 0 \\ 0 & \tau_M m \mathbf{I}_B^{-1} \\ -m \mathbf{I} & 0 \\ 0 & -m \mathbf{I} \end{pmatrix} \mathbf{v}_M + \frac{1}{\tau_M} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ \mathbf{I} & 0 \\ 0 & \mathbf{I} \end{pmatrix} \mathbf{u}, \quad (5)$$

де  $\boldsymbol{\eta}_I$  – кути Ейлера  $\phi, \theta, \psi$  (кути крену, тангажу і ристання відповідно);  $\tau_M$  – постійна часу двигуна;  $\mathbf{u}(t)$  – керуючі входи.

Далі, отримана модель (5), може бути представлена в просторі станів як

$$\dot{\mathbf{x}}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{x}_i + \mathbf{B}_i \mathbf{u}_i, \mathbf{y}_i = \mathbf{C}_i \mathbf{x}_i + \mathbf{D}_i \mathbf{u}_i, i = \overline{1, 6} \quad (6)$$

де

$$\mathbf{x}_i = \begin{pmatrix} x_{3i-2} \\ x_{3i-1} \\ x_{3i} \end{pmatrix}, \mathbf{y}_i = \begin{pmatrix} y_{2i-1} \\ y_{2i} \end{pmatrix} \quad (7)$$

та

$$\mathbf{A}_i = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & c_i \\ 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_M} \end{pmatrix}, \mathbf{B}_i = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{1}{\tau_M} \end{pmatrix}, \mathbf{C}_i = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{D}_i = 0. \quad (8)$$

Тут  $\mathbf{c} = \left( \frac{1}{m}, \frac{1}{m}, \frac{1}{m}, \frac{1}{I_{xx}}, \frac{1}{I_{yy}}, \frac{1}{I_{zz}} \right)$  та  $i = 4$  відповідає станам та керуючому входу

$$\mathbf{x}_4 = \begin{pmatrix} x_{10} \\ x_{11} \\ x_{12} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi \\ \dot{\phi} \\ M_{M\phi} \end{pmatrix}, \mathbf{u}_4 = u_\phi. \quad (9)$$

### Розроблення алгоритмів

Система керування включає алгоритми динамічного керування польотом, призначені для оптимізації траєкторії дрона, забезпечуючи енергоефективність при збереженні точності, необхідної для відбору проб води.

Октокоптер є яскравим прикладом транспортного засобу, який потребує керування. Він має нестійку динаміку і без керування літати не може. Ланцюг керування октокоптером починаючи від бажаного положення до керуючих сигналів на входах двигунів можна розділити на кілька етапів. Ілюстрація цього ланцюга керування представлена на рис. 2.

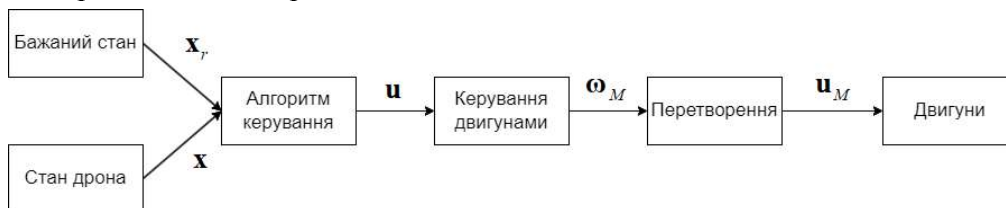


Рисунок 2. Ланцюг управління октокоптером

На рис. 2 використані наступні позначення та формулювання. «Бажаний стан» – поточні бажані еталонні стани  $x_r$  октокоптера, наприклад, вхідні дані з радіоприймача або задана траєкторія. Бажані значення можуть бути частково або повністю обчислені в межах блоку, наприклад, якщо октокоптер автономний. «Стан дрона» – поточні стани октокоптера  $x$ , наприклад, положення та швидкість. Цей блок використовує дані з датчиків для обчислення та оцінки поточних станів. «Алгоритм керування» – обчислює керуючий вхід  $u$ , використовуючи методи керування положенням та орієнтацією дрона. «Керування двигунами» – перетворює керуючий вхід  $u$  у відповідні керуючі входи двигунами  $\omega_M$ . «Перетворення» – використовується для перетворення між  $\omega_M$  та  $u_M$ . «Двигуни» – динаміка двигунів.

Автономна безпілотна система для відбору проб води спирається на комбінацію алгоритмів навігації, уникнення перешкод і відбору проб. Ці алгоритми розроблені для забезпечення енергоефективності, надійності та точності в реальних умовах. Основні алгоритми включають алгоритм оптимізації траєкторії польоту, алгоритм виявлення та уникнення перешкод і алгоритм керування механізмом відбору проб.

#### Алгоритм оптимізації траєкторії польоту

Задача цього алгоритму полягає в обчисленні енергоефективного шляху від базової станції до місця відбору проб і назад. Математично задача оптимізації може бути сформульована наступним чином:

$$\min \int_0^T P(v(t), a(t)) dt, \quad (10)$$

де  $P(v, a)$  – енергоспоживання в залежності від швидкості  $v$  та прискорення  $a$ ;  $T$  – загальний час польоту;  $v(t)$  та  $a(t)$  – значення швидкості та прискорення з плином часу  $t$ .

Алгоритм використовує модифікований алгоритм  $A^*$  для планування маршруту в поєднанні з моделлю динаміки дрона. Алгоритм  $A^*$  оцінює вартість кожного вузла маршруту на основі:

$$f(n) = g(n) + h(n), \quad (11)$$

де  $f(n)$  – загальна оціночна вартість шляху через вузол  $n$ ;

$g(n)$  – вартість від початкового вузла до вузла  $n$ ;

$h(n)$  – евристична оцінка вартості шляху від вузла до цільового вузла, розрахована з використанням евклідової відстані.

Динамічні коригування траєкторії виконуються на основі вітрових умов, які моделюються як:

$$F_{\text{wind}} = C_d \cdot A \cdot v_{\text{wind}}^2, \quad (12)$$

де  $C_d$  – коефіцієнт лобового опору;

$A$  – площа поперечного перерізу дрона;

$v_{\text{wind}}$  – швидкість вітру.

#### Алгоритм виявлення та уникнення перешкод

Дрон використовує алгоритм виявлення та уникнення перешкод у реальному часі, заснований на злитті даних датчиків та структурі даних у вигляді вісімкового дерева (дерева октантів). У якості датчиків використовуються LiDAR та камера, що забезпечують 3D-відображення навколишнього середовища.

Алгоритм ділить простір на 3D-сітку, де кожна клітинка є або зайнятою, або вільною, або невідомою. Дрон оминає перешкоди, вирішуючи локальну задачу оптимізації для руху без зіткнень:

$$\min \int_0^T \|\mathbf{u}(t)\|^2 dt, \quad (13)$$

за умови, що

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \Psi(\mathbf{x}(t), v(t), a(t)), \quad (14)$$

$$\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{x}_{\text{obstacle}}\| > d_{\text{safe}},$$

де  $\mathbf{u}(t)$  – сигнал керування;

$\mathbf{x}(t)$  – місцезнаходження дрона в певний момент часу  $t$ ;

$\mathbf{x}_{\text{obstacle}}$  – положення найближчої перешкоди;

$d_{\text{safe}}$  – безпечна відстань;

$\|\cdot\|$  – фробеніусова норма (евклідова відстань).

Алгоритм використовує представлення дерева октантів для відображення перешкод і підхід з використанням динамічного вікна для обчислення можливих траєкторій.

Фрагмент скрипту для MATLAB, що реалізує алгоритм виявлення та уникнення перешкод та планування маршруту на основі модифікованого алгоритму A\* представлений нижче:

```
% Generate Obstacles
rng(1);
obstaclePositions = randi([20, 80], numObstacles, 3);
obstacleSizes = randi([5, 10], numObstacles, 1);
% Combine Obstacles into Point Cloud
obstacleCloud = pointCloud(obstaclePositions);
% Wind Conditions
windVelocity = [0.5, -1, 0];
% Precompute Optimal Path with Modified A*
optimalPath = modifiedAStarWithWind(startNode, goalNode, gridSize, obstaclePositions,
obstacleSizes, windVelocity, droneRadius);
% Dynamic Window Approach (DWA)
currentPosition = startNode;
path = currentPosition;
while norm(currentPosition - goalNode) > droneRadius
    % Dynamic Window
    vx_min = max(velocity(1) - maxAccel * timeStep, -maxSpeed);
    vx_max = min(velocity(1) + maxAccel * timeStep, maxSpeed);
    vy_min = max(velocity(2) - maxAccel * timeStep, -maxSpeed);
    vy_max = min(velocity(2) + maxAccel * timeStep, maxSpeed);
    vz_min = max(velocity(3) - maxAccel * timeStep, -maxSpeed);
    vz_max = min(velocity(3) + maxAccel * timeStep, maxSpeed);
    % Velocity Grid (Reduced resolution for performance)
    vx = linspace(vx_min, vx_max, 5);
    vy = linspace(vy_min, vy_max, 5);
    vz = linspace(vz_min, vz_max, 5);
    [VX, VY, VZ] = ndgrid(vx, vy, vz);
    bestScore = -inf;
    bestVelocity = velocity;
    for i = 1:numel(VX)
        candidateVelocity = [VX(i), VY(i), VZ(i)];
        predictedTrajectory = [];
        predictedPosition = currentPosition;
```



```

for k = 1:horizon/timeStep
    predictedPosition = predictedPosition + candidateVelocity * timeStep + windVelocity
* timeStep;
    predictedTrajectory = [predictedTrajectory; predictedPosition];
end
% Collision Check with Point Cloud + Obstacle Sizes
isCollision = false;
for k = 1:size(predictedTrajectory, 1)
    neighbors = findNeighborsInRadius(obstacleCloud, predictedTrajectory(k, :),
droneRadius);
    for j = 1:length(neighbors)
        obstaclePos = obstacleCloud.Location(neighbors(j), :);
        obstacleRadius = obstacleSizes(neighbors(j));
        obstacleDist = norm(predictedTrajectory(k, :) - obstaclePos);
        if obstacleDist <= (droneRadius + obstacleRadius)
            isCollision = true;
            break;
        end
    end
    if isCollision, break; end
end
% Cost Function
distanceToOptimalPath = -min(vecnorm(optimalPath - predictedPosition, 2, 2));
obstacleCost = 0;
for k = 1:size(predictedTrajectory, 1)
    neighbors = findNeighborsInRadius(obstacleCloud, predictedTrajectory(k, :), 5 *
max(obstacleSizes));
    for j = 1:length(neighbors)
        obstaclePos = obstacleCloud.Location(neighbors(j), :);
        obstacleRadius = obstacleSizes(neighbors(j));
        obstacleDist = norm(predictedTrajectory(k, :) - obstaclePos);
obstacleCost = obstacleCost + exp(-(obstacleDist^2) / (2 * (obstacleRadius +
droneRadius)^2));
    end
end
velocitySmoothness = -norm(candidateVelocity - velocity) / maxAccel;

```

```
totalScore = distanceToOptimalPath - 0.5 * obstacleCost + 0.1 * velocitySmoothness;
if totalScore > bestScore
    bestScore = totalScore;
    bestVelocity = candidateVelocity;
```

### Алгоритм управління механізмом відбору проб

Механізм відбору проб передбачає точне позиціонування для збору проб води. Алгоритм забезпечує стабільність під час відбору проб і мінімізує збурення водної поверхні.

Дрон стабілізує своє положення за допомогою ПД-регулятора:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (15)$$

де  $u(t)$  – керуючий вхід на виконавчі механізми;  $e(t) = x_{\text{desired}} - x(t)$  – похибка між бажаним і фактичним положенням;  $K_p, K_i, K_d$  – пропорційний, інтегральний та диференціальний коефіцієнти відповідно.

Під час відбору проб дрон забезпечує мінімальну турбулентність, підтримуючи стабільне зависання на заданій висоті  $h_{\text{sampling}}$  над поверхнею води. Механізм для відбору проб керується алгоритмом управління двигуном, заснованим на інверсній кінематиці:

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{y_{\text{end}} - y_{\text{base}}}{x_{\text{end}} - x_{\text{base}}}\right), \quad (16)$$

де  $\theta_i$  – кут з'єднання;  $(x_{\text{base}}, y_{\text{base}})$  та  $(x_{\text{end}}, y_{\text{end}})$  – координати початкової та кінцевої точок механізму відбору проб води.

### Оцінка стану

Для підвищення надійності навігації та керування безпілотник використовує фільтр Калмана для оцінки стану:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}), \quad (17)$$

де  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$  – оновлена оцінка стану;  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  – прогнозована оцінка стану;  $\mathbf{z}_k$  – вимірювання;

$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}$  – коефіцієнт Калмана.

Моделювання польоту проводилися в середовищі MATLAB/Simulink для перевірки продуктивності системи з різними параметрами та в різних умовах. На рис. 3 представлена загальна модель безпілотної системи.

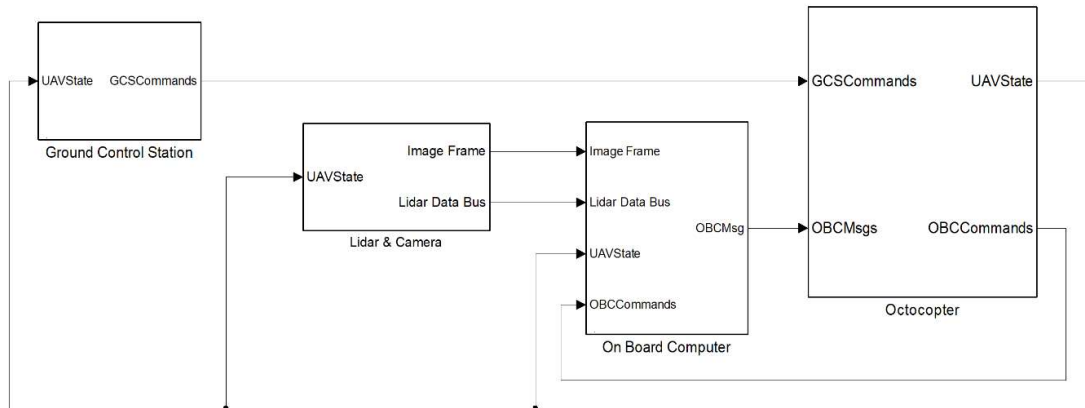


Рисунок 3. Модель системи збирання проб води в MATLAB/Simulink

### Результати досліджень

Результати моделювання розробленої безпілотної системи для відбору проб води демонструють ефективність інтегрованих технологій у досягненні цілей проекту. Продуктивність дрона оцінювалася за кількома показниками, включаючи споживання енергії, дальність польоту та точність навігації.

Для дослідження ефективності системи проведено тестування на моделях у середовищі MATLAB. Моделювання польотів проводилися за різних умов навколишнього середовища, включаючи зміни швидкості вітру, висоти та перешкод. Основними показниками ефективності які фіксувалися були споживання енергії, точність навігації та ефективність уникнення перешкод.

На рис. 4 представлені результати роботи алгоритму виявлення та уникнення перешкод та планування маршруту на основі модифікованого алгоритму A\*.

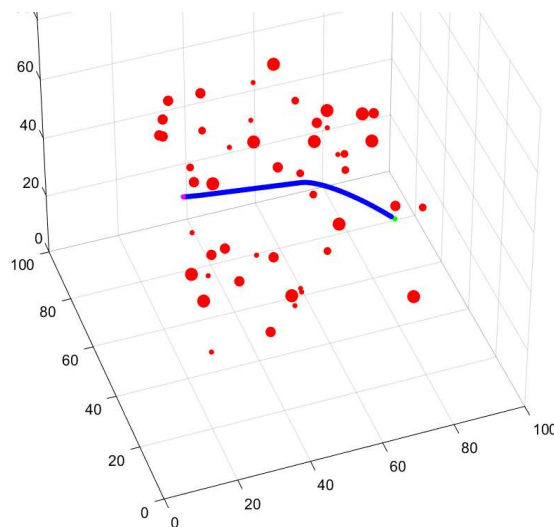


Рисунок 4. Траекторія руху дрона з плануванням енергоефективного маршруту від початкового положення в кінцеве з оминанням перешкод

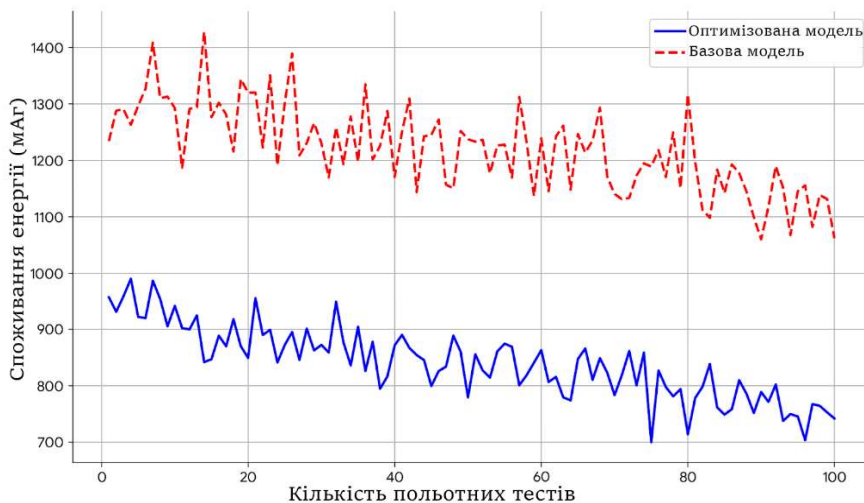
Результати моделювання дозволили визначити напрямки подальшої оптимізації. В алгоритм внесені корективи, зокрема, уточнені параметри оптимізації траєкторії для підвищення енергоефективності в умовах необхідності оминання перешкод на шляху до цільової точки відбору проб води.

### **Енергоефективність**

Оптимізація енергоспоживання дрона під час польоту є важливим аспектом розроблюваної системи.

На рис. 5 представлені графіки споживання енергії в мАг для кожного зі ста льотних випробувань для оптимізованої моделі (суцільна лінія) і для базової моделі (пунктирна лінія). Оптимізована модель споживає в середньому 805,82 мАг. Базова модель споживає в середньому 1128,15 мАг. Це призводить до середньої економії енергії в 322,33 мАг, що еквівалентно 28,6% економії порівняно з базовою моделлю.

Алгоритм оптимізації траєкторії зменшує використання енергії, надаючи найефективніші шляхи польоту.



*Рисунок 5.* Споживання енергії під час моделювання польотних завдань

Моделювання показало значне скорочення споживання енергії, оскільки оптимізовані траєкторії польоту дозволяють діставатися до цільових точок, використовуючи при цьому менше заряду акумулятора. Зменшення використання енергії заряду акумуляторів дрона дає змогу збільшити дальність польоту чим розширює можливості автономної безпілотної системи з відбору проб води.

### **Точність навігації**

Автономна навігаційна система, яка враховує зворотний зв'язок від датчиків у реальному часі та алгоритм планування оптимального маршруту, продемонструвала високу точність у спрямуванні дрона до конкретних місць відбору проб води.

Використання алгоритмів уникнення перешкод у поєднанні з інтеграцією даних з датчиків безпілотної авіації забезпечує безпечну навігацію в складних умовах. У тестових сценаріях з різною кількістю і розмірами перешкод та вітровими умовами, безпілотної авіації підтримував високу точність в середньому  $\pm 0,2$  м у досягненні визначених маршрутних точок (базова модель навігації забезпечувала точність не вище ніж  $\pm 0,9$  м). На рис. 6 представлені графіки точності досягнення точок маршруту для оптимізованої і для базової моделей в метрах, а на рис. 7 – у відсотках (де 100% відповідає досягненню маршрутних точок без похибок). Оптимізована модель забезпечує в середньому точність досягнення маршрутних точок близько 99%, в той час як точність базової моделі не перевищує 95%.

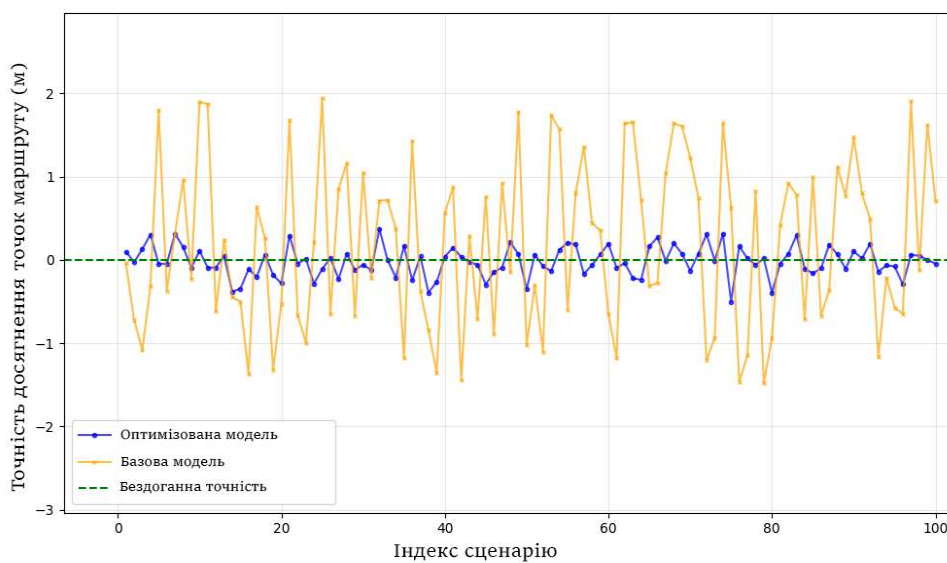


Рисунок 6. Графіки абсолютної точності досягнення точок маршруту

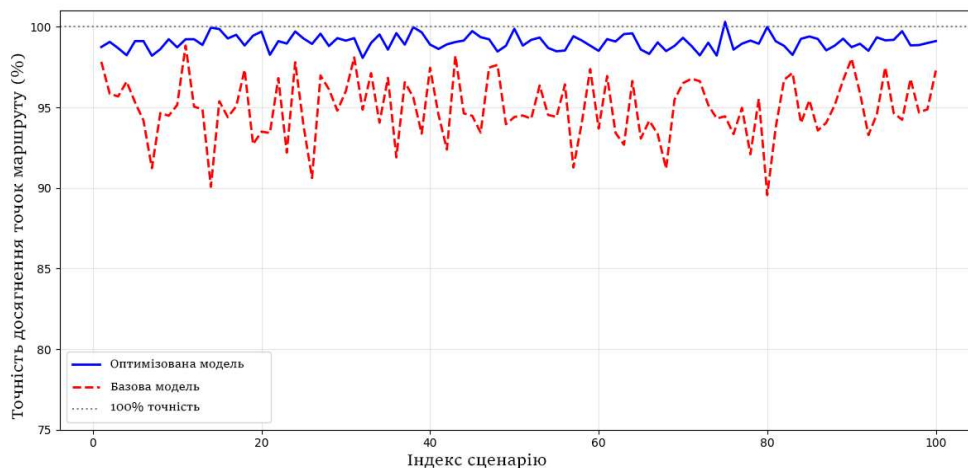


Рисунок 7. Графіки відносної точності досягнення точок маршруту

### **Загальна оцінка ефективності**

Комплексна безпілотна система, що включає енергоефективні алгоритми та автономну навігацію з можливістю уникнення перешкод здатна виконувати місії з відбору проб води з мінімальним втручанням людини. Система продемонструвала потенціал для значного підвищення ефективності та точності екологічного моніторингу. Безпілотна система зберігала високу точність відтворення маршруту у різних змодельованих умовах, а її енергозберігаючі властивості забезпечили можливість тривалої роботи.

### **Обговорення**

Результати, отримані під час моделювання автономної безпілотної системи для відбору проб води, демонструють значний потенціал технології БПЛА в екологічному моніторингу. Успішна оптимізація енергоспоживання не тільки дозволяє збільшити дальність польоту дрона, але й робить систему більш ефективною. Зменшення споживання енергії на 28,6% порівняно з традиційними алгоритмами побудови траєкторій польоту є важливим результатом, оскільки це безпосередньо впливає на тривалість місій безпілотної системи, дозволяючи йому охоплювати більші території за один політ і зменшити потребу в частій підзарядці. Ця ефективність має значення для реального розгортання у районах, де доступ до джерел живлення обмежений, і де потрібні тривалі експлуатаційні періоди.

Висока точність навігації, що спостерігається під час моделювання – з допуском  $\pm 0,2$  м – демонструє здатність дрона автономно точно досягати місць відбору проб води. Точність навігаційної системи особливо важлива для завдань екологічного моніторингу, де точність збору даних безпосередньо впливає на якість і надійність результатів досліджень. Завдяки функції уникнення перешкод, система продемонструвала свою здатність безпечно працювати в складних умовах, таких як рельєф місцевості або динамічні погодні умови. Ці можливості підвищують практичну цінність системи для розгортання в реальних сценаріях.

Незважаючи на позитивні результати, залишаються деякі обмеження та проблеми. Одним з обмежень отриманих результатів є їх залежність від моделювання. Хоча результати моделювання багатообіцяючі, необхідні подальші польові випробування тестового зразка системи, щоб підтвердити її роботу в реальних умовах. Такі фактори, як електромагнітні перешкоди, раптові зміни погоди та непередбачувані перешкоди, можуть вплинути на надійність та енергоефективність системи під час реальних місій. Крім того, хоча алгоритми оптимізації енергоспоживання довели свою ефективність в процесі моделювання, може знадобитися додаткове доопрацювання для

зниження енергоспоживання і поліпшення стабільності польоту в більш складних умовах експлуатації.

Ще однією потенційною проблемою є інтеграція механізму відбору проб води в систему керування польотом дрона. Хоча моделювання показало близький до 100% успіх у відборі проб, можуть виникнути труднощі в реальних умовах, таких як різні глибини, течія та інші. Майбутні вдосконалення можуть включати покращення здатності дрона виконувати більш складні завдання з відбору проб, такі як відбір проб з декількох місць за одну місію.

Що стосується майбутньої роботи, то очевидно, що існує кілька шляхів для вдосконалення і розширення. Польові випробування будуть мати вирішальне значення для підтвердження роботи системи в реальних умовах, і вони нададуть дані для подальшого вдосконалення алгоритмів. Крім того, інтеграція методів штучного інтелекту (наприклад машинного навчання), може дозволити безпілотнику адаптуватися до динамічного середовища в режимі реального часу, покращуючи як навігацію, так і енергоефективність [8]. Наступні версії архітектури безпілотної системи можуть включати більш досконалі сенсорні засоби для складнішого моніторингу навколишнього середовища, наприклад, виявлення забруднень або відстеження видів тварин.

Дослідження виконувались у межах проєкту Національного фонду досліджень України №2023.04/0077 «Дрон для забору проб води».

### **Висновок**

Розроблення енергоефективної автономної безпілотної системи для відбору проб води робить вагомий внесок у технології моніторингу навколишнього середовища. Система інтегрує оптимізовані алгоритми побудови маршрутів польоту, підвищені навігаційні можливості та функціонал відбору проб води, надаючи більш ефективний та екологічно чистий підхід до оцінки якості води. Під час моделювання БПЛА зменшилося споживання енергії на 28% та точність навігації збільшилася до  $\pm 0,2$  м. Ці результати підтверджують доцільність використання БПЛА для автономного відбору проб води в різних умовах довкілля. Хоча продуктивність системи під час моделювання є високою, подальше тестування дослідного зразка в реальних умовах є необхідним для підтвердження надійності та вдосконалення можливостей. Майбутні вдосконалення можуть бути спрямовані на оптимізацію енергоспоживання, покращення реакції системи на зміни у динамічному середовищі та розширення можливостей для більш складних екологічних завдань. Отримані результати демонструють високий потенціал технологій БПЛА для більш ефективного, точного та відповідального моніторингу екосистем.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Поліщук М.М., Ролік О.І. Дрон для екологічного моніторингу стану водойм / Екологічні науки, № 4(55), 2024. – с. 22–29. URL: <https://doi.org/10.32846/2306-9716/2024.eco.4-55.3>
2. Evaluation of a UAV-Assisted Autonomous Water Sampling / С. Копаран та ін. // Water. 2018. № 10 (655). С.1–16. URL: <https://doi.org/10.3390/w10050655>
3. Massoum, Feng C. AquaFly Project: Autonomous Multi-Drone Water Sampling with a Payload Deployment and Retraction Mechanism // Unmanned Systems. 2024. № 02 (1). С.1–13. URL: <https://doi.org/10.1142/S230138502550058X>
4. He Y., Hou T., Wang M. A new method for unmanned aerial vehicle path planning in complex environments // Sci Rep. 2024. № 14. С.1–12. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60051-4>
5. A Comprehensive Review of Energy-Efficient Techniques for UAV-Assisted Industrial Wireless Networks / Y. Zhang та ін. // Energies. 2024. № 17(18). С.1–31. URL: <https://doi.org/10.3390/en17184737>
6. Obstacle Avoidance-Based Autonomous Navigation of a Quadrotor System / M. Alanezi та ін. // Drones. 2022. № 6. С.1–19. URL: <https://doi.org/10.3390/drones6100288>
7. Autonomous Navigation and Obstacle Avoidance for Small VTOL UAV in Unknown Environments / С. Chen та ін. // Symmetry. 2022. № 14. С.1–45. URL: <https://doi.org/10.3390/sym14122608>
8. Albrekht Y., Pysarenko A. Decision-making Heterogeneous UAV Swarm system with Neural Network-Enhanced Reinforcement Learning // Вісник Херсонського національного технічного університету. 2023. № 4. С.217–222. URL: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2023.4.25>