

**Коваленко А.О.**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**Жученко О.А.**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## МОДЕЛЮВАННЯ ПОЛЬОТУ FPV ДРОНУ НА ОСНОВІ ПОЧАТКОВИХ ДАНИХ ПОЛЬОТНОГО КОНТРОЛЕРУ

У роботі представлено дослідження процесу моделювання польоту FPV-дрону на базі початкових параметрів, формованих бортовим польотним контролером в момент старту. Розкривається структура вектора стану, який включає координати положення, орієнтацію у вигляді кутів Ейлера або кватерніонів, кутові швидкості, стан акумулятора та дані навколишнього середовища, які безпосередньо впливають на підйомну силу та опір повітря. Описано розрахунок тяги кожного мотора та принцип сумування цих величин у загальні силу та момент, які впливають на крен, тангаж та ристання. Приведена математична модель взаємодії сил та моментів з поступальним та обертальним рухами, заснована на системі рівнянь із шістьма ступенями вільності. Підкреслюється важливість врахування гіроскопічних ефектів при розрахунку динаміки обертання. Окрема увага приділена моделюванню випадкових дестабілізаційних впливів та шумів сенсорів, які імітуються у вигляді Гаусівського шуму для реалістичного відтворення зовнішніх факторів. Розкрито принцип застосування розширеного фільтра Калмана, який об'єднує фізичну модель та шумові вимірювання для генерації правдоподібних синтетичних траєкторій польоту. Відзначається важливість оцінки точності моделі шляхом порівняння розрахункових траєкторій з еталонними наборами даних. Запропонований підхід дозволяє формувати широкі вибірки польотних даних із врахуванням реальних дестабілізаційних впливів та помилок сенсорів, що є особливо корисним для тестування алгоритмів керування та навігації сучасних FPV-дронів. Подальші дослідження можуть зосереджуватися на адаптації моделі для навчання та тестуванні систем автономної навігації із використанням машинного навчання, оскільки вона дозволяє безпечно відтворювати критичні польотні ситуації без реального ризику для обладнання. Це відкриває можливості інтеграції синтетичних траєкторій у розробку алгоритмів розпізнавання складних динамічних умов, що є актуальним у контексті створення цифрових двійників та розширення можливостей віртуальних стендів для тестування програмного забезпечення БПЛА нового покоління.

**Ключові слова:** вектор стану, фільтр Калмана, сила тяги, обертальний момент, поступальний рух, кватерніон, ступінь вільності.

**Постановка проблеми.** Сучасні безпілотні літальні апарати малих габаритів, зокрема FPV-дрони, починають дедалі частіше застосовуватися у професійних сферах. При цьому збільшується потреба у розробці високоточних симуляційних моделей, які дозволяють відтворювати реальні умови польоту з урахуванням складної аеродинаміки, випадкових порушень польоту та обмежень сенсорних систем. Важливою задачею постає формування надійного математичного опису, в якому б враховувалися усі ключові параметри початкового стану БПЛА, взаємодія сил та моментів з поступальним та обертальним рухами

а також специфічні характеристики польотного контролера та вбудованих датчиків. Це необхідно не лише для тестування алгоритмів керування, але також для створення правдоподібних синтетичних польотних траєкторій, які можуть слугувати тренувальною базою для навчання систем автономної навігації та комп'ютерного зору.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У роботі [1] зазначається, що традиційні ПД-регулятори не здатні враховувати непередбачувані режими роботи дрону, зокрема у контексті гоночних дронів. Задля покращення низькорівневого керування, застосовується глибоке навчання з підкрі-

пленням. Була розроблена GymFC, що являє собою тренувальне середовище з цифровим двійником квадрокоптера. Це дозволило навчати нейромережу в симуляції таким чином, щоб вона була здатна керувати реальним БПЛА без серйозних розходжень. Для переносу навченої моделі на реальний контролер було створено Neuroflight – відкриту прошивку, в якій вбудована нейромережа. Повний цикл складається з: симуляції, навчання, компіляції нейромережі та прошивки у мікроконтролер. Було доведено, що такий нейромережевий контролер не тільки здатний стабілізувати політ, але також виконувати складні маневри в реальних умовах.

У роботі [2] було запропоновано синтетичний безмодельний метод оцінки кутів атаки ( $\alpha$ ) та ковзання ( $\beta$ ) для БПЛА, який не потребує аеродинамічної моделі літального апарата. Замість цього застосовується поєднання INS/GPS EKF (INS – inertial navigation system, тобто інерційна система навігації) з додатковими станами для оцінки вітру та вимірюванням з GPS, ІВР та трубки Піто. Ключова задача полягає в отриманні надійних оцінок кутів атаки та ковзання навіть на невеликих, легких БПЛА, де встановлення традиційних датчиків не є можливим. Доведено, що стан системи можна оцінити за вимірюваннями, але лише за певних умов. Для підвищення спостережуваності були розраховані ці умови, тобто при яких необхідно виконувати спеціальні маневри, наприклад, змінювати тангаж, рискання та швидкість таким чином, щоб отримати достатній відгук від моделі. Показано, що якість оцінки кутів сильно залежить від точності GPS/IMU, від моделі вітру та швидкості польоту. Для типового повільного БПЛА була отримана така точність оцінок: близько  $5^\circ$  по  $\alpha$  та  $3^\circ$  по  $\beta$  при довірчому інтервалі 1- $\sigma$ . Були проведені симуляції та реальні польоти на радіокерованому планері з трубкою Піто та п'ятиканальним зондом для перевірки істинних значень. Експериментальні дані підтвердили ефективність методики.

Робота [3] зосереджується на навчанні БПЛА літати по гоночному треку з рухливими воротами, із застосуванням лише камери та нейромережі. Основний принцип полягає у поділі на сприйняття та керування, тобто згортоква нейронна мережа (convolutional neural network – CNN) сприймає ворота та передбачає напрямок та швидкість, а планувальник будує коротку траєкторію з мінімальним ривком. Вся система працює на борту БПЛА без GPS та карти. З метою того, щоб не записувати велику кількість реальних відео, вся навчальна вибірка генерується в симу-

ляції з доменною рандомізацією, тобто створюються випадкові текстури, різне освітлення та ворота різної форми, що робить мережу нечутливою до різниці між симуляцією та реальністю. Для навчання була створена ідеальна траєкторія через усі ворота, а мережа навчена локально наближувати дрон до точки на цій траєкторії. Експерименти продемонстрували, що при високих швидкостях звичайна система візуальної інерційної одометрії збивається за рахунок дрейфу, а запропонована – ні, оскільки завжди оцінює зображення лише локально.

У роботі [4] увага акцентувалася на розробці гібридного методу імітації польоту квадрокоптера за допомогою штучного інтелекту, спираючись на реальні логи польотів DJI Mavic Mini, що налічують більш ніж 10000 точок даних, зібраних за 8 години польотів по трьом ключовим траєкторіям. Головна задача полягає у проведенні кореляції між вводом з пульта та зміною положення та орієнтації БПЛА. Ключова особливість CNN полягає у її здатності знімати шаблони у динаміці та залежності параметрів без ручного налаштування аеродинамічних коефіцієнтів. Для навчання та оптимізації архітектури були застосовані Keras та TensorFlow, а підбір гіперпараметрів – через RandomizedSearchCV. Верифікація полягала у порівнянні передбаченого шляху з реальними GPS-треками та у аналізі відхилень по MSE та MAE.

Проте, беручи до уваги вище зазначену наукову документацію, питання, пов'язане з моделюванням польоту FPV дрону на основі початкових даних польотного контролера, все ще залишається недостатньо дослідженим та потребує подальшого опрацювання.

**Постановка завдання.** Метою роботи є розробка моделювання польоту FPV дрону із врахуванням вихідного вектора стану БПЛА, включаючи сили тяги, обертальні моменти, впливи дестабілізаційних явищ та сенсорних шумів за допомогою розширеного фільтра Калмана та системи шести ступенів вільності.

**Виклад основного матеріалу.** У момент увімкнення, бортовий диспетчер польоту компілює та зберігає усі початкові значення, які описують положення БПЛА, його орієнтацію, характер його руху та умови навколишнього середовища. Початкова інформація представляє основу для створення реалістичної симуляції та генерації синтетичних даних польоту. Спочатку, положення БПЛА в просторі виражається у формі трьохкомпонентного вектора  $p_0 = [x_0, y_0, z_0]^T$ , який визначає координати X, Y, та Z в локальній системі координат, зазвичай

відносно точки зльоту БПЛА. Орієнтація визначається як один з трьох кутів  $\Theta_0 = [\varphi_0, \theta_0, \psi_0]^T$ , де  $\varphi_0$  – креном,  $\theta_0$  – тангажем, а  $\psi_0$  – рисканням, або у вигляді кватерніону  $q_0 = [q_0, q_0, q_0, q_0]^T$ , які зазвичай є більш пріоритетними, оскільки вони запобігають проблемі сингулярності при частих обертаннях БПЛА, тобто ефекту коли дві осі обертання збігаються, і об'єкт втрачає один ступінь вільності. Обертання дрону в цей момент описується його кутовою швидкістю  $\omega_0 = [p_0, q_0, r_0]^T$ , де  $p_0$ ,  $q_0$  та  $r_0$  – початкові швидкості крену, тангажу і рискання, відповідно [5].

Окрім положення та обертання, також враховується стан акумулятора, тобто напруга  $V_b$ . Дані навколишнього середовища, тобто температура повітря  $T_0$  та тиск  $P_0$  безпосередньо впливають на підйомну силу та опір повітря, вони мають бути включеними до початкового вектора стану. Цей загальний вектор виражається таким чином:

$$x_0 = [p_0, v_0, \Theta_0]^T \text{ або } [q_0, \omega_0, V_{b,0}, T_0, P_0]^T \quad (1)$$

де  $v_0$  є початковою швидкістю, яка може дорівнювати нулю, якщо БПЛА починає рух з положення зависання.

Сигнал керування, який об'єднує всі команди руху БПЛА, які посиляються до моторів:

$$u_k = \begin{bmatrix} \delta_{\text{тяги},k} \\ \delta_{\text{крен},k} \\ \delta_{\text{танг},k} \\ \delta_{\text{риск},k} \end{bmatrix} \quad (2)$$

де значення тяги  $\delta_{\text{тяги},k}$  знаходиться між 0 та 1, в той час, як інші команди мають діапазон можливих значень від -1 до 1.

Ці вхідні значення не впливають безпосередньо на силу та обертальний момент, спочатку проходячи через систему контролю БПЛА, яка визначає швидкість обертання кожного двигуна. Швидкість кожного двигуна визначається як  $\Omega_{i,k}$ , тоді тяга двигуна  $i$  це  $T_i = k_T \Omega_{i,k}^2$ , де  $k_T$  позначає константу, яка проводить кореляцію між швидкістю мотору та тягою [6]. Загальна сила тяги, яка впливає на тіло БПЛА набуває такого вигляду:

$$Fb = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\sum_{i=1}^4 T_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

Обертальний момент для крену, тангажу та рискання виражається за посередництва поєднання всіх двигунів:

$$\tau_b = B \Omega_k^2 \quad (4)$$

Матриця  $B$  відображає як розташування двигунів впливає на крен, тангаж та рискання:

$$B = \begin{bmatrix} 0 & lk_T & k_Q \\ -lk_T & 0 & -k_Q \\ 0 & -lk_T & k_Q \\ lk_T & 0 & -k_Q \end{bmatrix} \quad (5)$$

де  $l$  відповідає відстані від центра БПЛА до кожного мотора, а  $k_Q$  – константі обертального моменту для опору обертання моторів [7].

Сила тяги та обертальний момент впливають на положення та орієнтацію за допомогою:

$$m \dot{p} = R_b^w F_b + F_G + F_A, I \dot{\omega} + \omega \times (I \omega) = \tau_b + \tau_A \quad (6)$$

де  $m$  – маса дрону,  $I$  – його інерція,  $R_b^w$  – матриця повороту, яка перетворює сили й моменти з системи координат БПЛА у світову систему координат,  $F_G$  – гравітація,  $F_A$  та  $\tau_A$  – аеродинамічні сили тяги та моменти.

Після визначення початкових умов та відношення між сигналами керування та силами, які вони викликають, наступний крок полягає в описі того, яким саме чином ці фізичні сили та моменти впливають на положення та орієнтацію БПЛА в реальному часі. Сам БПЛА в стані польоту розглядається в якості тіла, яке змінює параметри вздовж 3 осей та обертається навколо 3 осей, тому в цьому дослідженні його рух описуватиметься за допомогою системи шести ступенів вільності (six degrees of freedom – 6DOF) [8].

Для поступального руху сумарна підйомна сила від усіх моторів повинна протистояти гравітації та опору повітря та забезпечувати додаткову силу для зміни висоти та горизонтального переміщення, що виражається за допомогою відношення ступеня зміни швидкості БПЛА до суми всіх сил, що на нього діють:

$$m \dot{v} = R_b^w F_b + F_G + F_A \quad (7)$$

де  $v$  відповідає лінійній швидкості БПЛА у світових координатах. Матриця обертання  $R_b^w$  перетворює тягу та опір, обчислені у локальній системі координат БПЛА до світових координат, щоб БПЛА міг одночасно переміщуватися вперед, вбік або вгору-вниз і обертатися навколо своїх осей під час руху.

Обертальний рух залежить від того, як відповідні моменти впливають на тіло БПЛА. Ступінь зміни обертання встановлюється не лише прикладеним обертальним моментом, але також тим, як БПЛА в стані обертання протидіє цим змінам за рахунок власної інерції:

$$I\dot{\omega} = -\omega \times (I\omega) + \tau_b + \tau_A \quad (8)$$

де терм з векторним добутком враховує гіроскопічний ефект, при якому обертання навколо однієї осі, може впливати на іншу вісь. Терм  $\tau_b$  відповідає моменту у системі БПЛА, який безпосередньо виникає від команд контролера, що керує моторами, а  $\tau_A$  — додатковий момент, який з'являється через аеродинамічний опір, що протидіє обертанню дрона [9].

Щоб враховувати характер змін орієнтації БПЛА за рахунок його кутової швидкості, вона постійно оновлюється у кожен момент часу. Таким чином, зміна у кватерніоні описується як:

$$\dot{q} = \frac{1}{2}\Omega(\omega)q \text{ де } \Omega(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & -p & -q & -r \\ p & 0 & r & -q \\ q & -r & 0 & p \\ r & q & -p & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

При поєднанні поступального руху та обертання, загальний рух у будь-який момент часу визначається системою зв'язаних рівнянь. Проте для обчислення фактичного положення БПЛА та характеру його покровових поворотів, ця суцільна модель має бути перетворена у дискретну форму, що здійснюється, наприклад шляхом методу Ейлера, де кожний наступний крок використовує нахил руху в поточному кроці:

$$x_{k+1} = x_k + \dot{x}_k \Delta t, \quad (10)$$

тобто після кожного циклу роботи контролер польоту, який працює кожні декілька мілісекунд, нові положення, швидкість, кути та ступені обертання оновлюються шляхом додавання ефектів поточних сил та моментів [10].

Після обчислення покровового характеру руху, попередній результат все ще не повністю відображає дійсні умови польоту, оскільки БПЛА ніколи не рухається у ідеально чистому об'ємі повітря, або з ідеальними моторами. Таким чином, ці природні дестабілізаційні впливи мають враховуватися у моделі.

Основними типами випадкових ефектів, які впливають на характер польоту БПЛА зазвичай є короткі пориви вітру, які відхиляють дрон від запланованої траєкторії, локальні ділянки турбулентності, які розхитують орієнтацію БПЛА, малі механічні вібрації, спричинені обертанням пропелерів та моторів. У базовому налаштуванні, ці зовнішні випадкові ефекти можуть виражатися у вигляді Гаусівського білого шуму із нульовим середнім, тобто вони не створюють зміщення в один бік протягом тривалого часу, проте створю-

ють випадкові коливання у кожному малій момент часу. Для поступального руху, додається додаткова сила дестабілізації  $w_F(t)$ :

$$m\dot{v} = RR_b^w F_b + F_G + F_A + w_F(t),$$

яка є вектором:

$$w_F(t) = [w_{F_x}, w_{F_y}, w_{F_z}] \text{ де } w_{F_i}(t) \sim N(0, \sigma_{F,i}^2). \quad (11)$$

Таким чином, кожна компонента цієї сили являє собою випадкову величину з нормальним розподілом із нульовим середнім та дисперсією  $\sigma_{F,i}^2$ , яка встановлює те, наскільки сильним є ефект на кожному напрямку.

У контексті обертання, рівняння обертального моменту доповнюється за рахунок терму шуму  $w_\tau(t)$ :

$$I\dot{\omega} = -\omega \times (I\omega) + \tau_b + \tau_A + w_\tau(t),$$

$$w_\tau(t) = [w_{\tau_\phi}(t), w_{\tau_\theta}(t), w_{\tau_\psi}(t)]^T, w_{\tau_j}(t) \sim N(0, \sigma_{\tau,j}^2). \quad (12)$$

Ці випадкові ефекти також можуть виражатися за допомогою їхнього включення у рівні лінійного або кутового прискорення. У цьому налаштуванні, шум сили та обертального моменту враховується як безпосередній шум прискорення  $w_a(t)$  та обертальний шум прискорення  $w_\alpha(t)$ :

$$\dot{v} = \dots + w_a(t), \dot{\omega} = \dots + w_\alpha(t),$$

$$\text{де } w_a(t) \sim N(0, Q_a), w_\alpha(t) \sim N(0, Q_\alpha), \quad (13)$$

матриці  $Q_a$  та  $Q_\alpha$  є діагональними коваріаційними матрицями де кожний діагональний елемент є дисперсією випадкового приросту швидкості або зміни обертання вздовж кожної осі [11].

Не враховуючи фізичні дестабілізаційні явища у повітрі, датчики схильні до порушення функціонування як правило за рахунок небажаних фазових та частотних випадкових спотворень під час передачі сигналу, тобто джитера. ІВІ (інерційний вимірювальний пристрій) може вимірювати зміщення у вихідних даних гіроскопа, яке повільно змінюється з часом. Простою моделлю такого зміщення є:

$$b_{\text{zero}}(t + \Delta t) = b_{\text{zero}}(t) + w_b(t) \text{ де } w_b(t) \sim N(0, \sigma_b^2). \quad (14)$$

Таким чином, відхилення змінюється як випадковий процес із непередбачуваним зміщенням, тож навіть якщо дійсна кутова швидкість дорівнює нулю, вимірювана швидкість може зміщуватися на невелику випадкову величину.

Зв'язок між прихованим станом та вимірюванням описується таким чином:

$$z_k = h(x_k) + v_k, \quad (15)$$

де  $z_k$  відповідає вектору вимірювання у часовий крок  $k$ ,  $h(x_k)$  є функцією, яка відображає дійсний



вектор стану  $x_k$  на те, що сенсори могли б виявляти в ідеальних умовах, а  $v_k$  є шумом вимірювання.

Для FPV-дрона з базовим ІВП передбачаються вимірювання показників сили з акселерометрів та кутової швидкості з гіроскопів. Ідеальне вимірювання акселерометра у системі координат БПЛА визначається так:

$$a_{\text{ideal}} = R_b^w (\dot{v} - g) + w_{\text{aero}} \quad (16)$$

де  $\dot{v}$  є лінійним прискоренням центра мас БПЛА у світовій системі координат,  $R_b^w$  перетворює її у локальну систему, а  $w_{\text{aero}}$  враховує тягу та будь-які додаткові ефекти прискорення [12]. На практиці, дійсне прискорення спотворюється за рахунок вібрацій та обмежень сенсорів, тож остаточне вимірювання акселерометра виражається так:

$$z_{\text{acc},k} = a_{\text{ideal},k} + v_{\text{acc},k}, v_{\text{acc},k} \sim N(0, R_{\text{acc}}). \quad (17)$$

де  $R_{\text{acc}}$  відповідає коваріації шуму вимірювання для акселерометра, що встановлює дисперсію випадкової помилки, доданої до показів кожної осі.

Вимірювання гіроскопа функціонує за тим самим принципом. Дійсна кутова швидкість БПЛА  $\omega_k$  вимірюється разом з доданим шумом:

$$z_{\text{ gyro},k} = \omega_k + v_{\text{ gyro},k}, v_{\text{ gyro},k} \sim N(0, R_{\text{ gyro}}). \quad (18)$$

За умови використання додаткових датчиків, наприклад барометра, або системи захоплення руху для отримання еталонних даних у приміщенні, вони можуть моделюватися подібним чином. Наприклад, для барометра:

$$z_{\text{baro},k} = z_k^{\text{дійсн}} + v_{\text{baro},k}, v_{\text{baro},k} \sim N(0, \sigma_{\text{baro}}^2). \quad (19)$$

У кінцевому підсумку, поєднані між собою вектори вимірювання усіх апаратних ланок виражається таким чином:

$$z_k = \begin{bmatrix} z_{\text{acc},k} \\ z_{\text{ gyro},k} \\ z_{\text{baro},k} \end{bmatrix} = h(x_k) + v_k, v_k \sim N(0, R), R = \begin{bmatrix} R_{\text{acc}} & 0 & 0 \\ 0 & R_{\text{ gyro}} & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\text{baro}}^2 \end{bmatrix}. \quad (20)$$

після синтезу даних польоту, дійсний ідеальний стан  $x_k$  зберігається в якості прихованої опорної величини.

Наступний крок полягає у створенні методу, який об'єднуватиме визначені ланки загальної моделі у практичну симуляцію, яка не тільки здатна видавати одну траєкторію ідеального стану, натомість, оцінювати та оновлювати спектр можливих траєкторій. В цьому контексті розширений фільтр Калмана (Extended Kalman Filter – EKF) є належним підходом, оскільки він типово застосовується у випадках нелінійних залежностей та шумних даних, що фактично відповідає характеру фізиці польоту БПЛА.

EKF функціонує за принципом поєднання поточної найкращої оцінки стану БПЛА з математичною моделлю того, як цей стан змінюється з часом та з шумними сенсорними даними. На кожному часовому кроці, EKF зберігає два основних стани: вектор стану оцінного середнього  $x^k$  та його невизначеність, яка описується за допомогою коваріаційної матриці помилки  $P_k$ . Фільтр оновлює їх у дві фази, а саме передбачення та виправлення [13].

Фаза передбачення застосовує нелінійні рівняння руху з метою проєкції поточної оцінки на один часовий крок вперед. Оцінний стан оновлюється таким чином:

$$x^{k \vee k-1} = f(x^{k-1}, u_{k-1}) \text{def}(\cdot) - \text{динамічна модель}. \quad (21)$$

Враховуючи нелінійність, фільтром обчислюється локальна лінійна апроксимація за допомогою якобіана функції  $f$  за станом:

$$F_{k-1} = \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x^{k-1}, u_{k-1}}. \quad (22)$$

Якобіан в цьому випадку описує те, як незначні зміни у стані впливають на передбачення наступного часового кроку та застосовується для перенесення невизначеності вперед. Передбачення для коваріації помилки потім застосовує цю лінійну апроксимацію:

$$P^{k \vee k-1} = F_{k-1} P_{k-1}^T F_{k-1}^T + Q. \quad (23)$$

де  $Q$  відповідає коваріаційній матриці шуму процесу, яка відображає те, в якому ступені додається невизначеність випадковими дестабілізаційними впливами описаними раніше.

Для створення одного реалістичного синтетичного набору даних, система враховує факт постійного впливу випадкових дестабілізацій. На кожному часовому кроці, дійсна траєкторія прихованого стану створюється не лише за рахунок застосування ідеальної фізики, але також завдяки генерації нової випадкової вибірки з моделі процесного шуму задля симуляції реального впливу спотворень траєкторії. Це означає, що на кожний часовий крок, наступний стан  $x_{k+1}$  є не тільки

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k),$$

$$\text{але також } x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k, w_k \sim N(0, Q). \quad (24)$$

де  $w_k$  є випадковим вектором, створеним на базі багатовимірного нормального розподілу із нульовим середнім та тою самою коваріацією процесного шуму, що застосовується у фазі передбачення за допомогою фільтра.

Коваріаційна матриця  $P_k$  показує, як ця випадковість у теорії впливає на розкид можливого стану

під час повторних польотів. Водночас кожна конкретна випадкова вибірка фактично зміщує окремий змодельований політ у правдоподібний варіант реального сценарію. Таким чином, кожний новий сегмент траєкторії обчислюється із додаванням нової випадкової вибірки до прогнозу:

$$x_{k+1}^{(i)} = f(x_k^{(i)}, u_k) + w_k^{(i)}, w_k^{(i)} \sim N(0, Q), i = 1, 2, \dots, N \quad (25)$$

де  $i$  позначає кожний окремий синтетичний політ. Шляхом цього повторного генерування вибірок декілька разів із різними випадковими значеннями, за посередництва тих самих початкових умов та команд контролера генерується велика чисельність унікальних польотних циклів, кожному з яких приписується певні відмінності у положенні, швидкості, або орієнтації. Однак задля того, щоб ці траєкторії підлаштовувалися під конкретний цільовий маршрут, існує необхідність включення ланки контролера безпосередньо у симуляційний цикл.

Фактично, це означає, що на кожному часовому кроці модель перевірятиме відмінність між тим, де знаходиться БПЛА та де він має бути згідно із запланованою траєкторією. Це здійснюється за допомогою інтеграції регулятора із замкнутим контуром, у цьому випадку, враховуючи невеликий масштаб системи – FPV-дрон.

Якщо мета полягає у відстеженні команди щодо положення, регуляторним законом враховується відповідна похибка:

$$e_p = p_{\text{етал},k} - \hat{p}_k \text{ та } e_v = v_{\text{етал},k} - \hat{v}_k \quad (26)$$

де  $p_{\text{етал},k}$  відповідає еталонному положенню на часовий крок  $k$ , а  $\hat{p}_k$  є поточним передбачуваним положенням. Однаковий принцип застосовується до швидкості.

Регуляторний сигнал обчислюється за допомогою поєднання пропорційної, інтегральної та диференціальної складових:

$$u_k = K_p e_p + K_i \sum_{j=0}^k e_p \Delta t + K_d e_v \quad (27)$$

де  $K_p e_p$ ,  $K_i$  та  $K_d$  відповідають матрицям підсилення, за допомогою яких визначається, наскільки сильно дрон коригує помилки положення, накопичене відхилення та швидкість зміни.

Після генерації сигналу  $u_k$  та його обробки регулятором він інтегрується у рівняння динамічного розвитку стану:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w, \quad (28)$$

що замикає контур.

Оцінка точності моделі симуляції польоту здійснюється за допомогою порівняння з перевіреними референтними наборами даних: UTIAS, EuRoC MAV та Blackbird, які передбачають сценарії низької швидкості у приміщеннях та високої швидкості з різкими та швидкими маневрами.

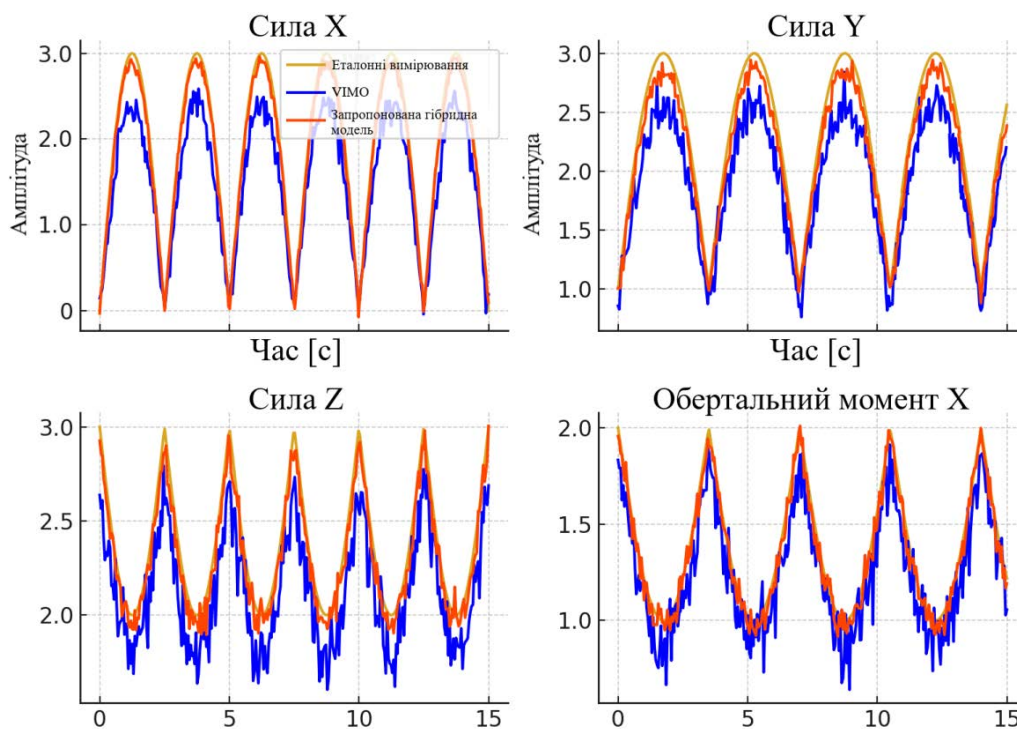


Рис. 1. Порівняння вимірювань залишкової сили та обертального моменту для чотирьох сигнальних компонентів інтервалом у 15 с

На рисунку 1 зображено порівняння відстеження залишкової сили та обертального моменту в межах інтервалу 15 с. Чотири графіки показують окремі компоненти сили (X, Y, Z) та один приклад каналу крутного моменту. Жовта лінія відображає еталонне вимірювання з високою точністю за допомогою системи захоплення руху та тензодатчиків. Синя лінія – це стандартна базова модель по типу VIMO (Visual-Inertial Motion Odometry – візуально-інерційна одометрія руху), яка застосовує узагальнену параметричну динамічну модель квадрокоптера без явного урахування залишкових відхилень. Помаранчева лінія відповідає запропонованій гібридній моделі.

На кожному графіку видно, що гібридна модель точніше повторює реалістичні пікові значення та провали, включаючи стрибки аеродинамічного опору та невеликі падіння тягової сили, тоді як базова модель занижує ці показники, або відстає при різких поворотах та стрімких змінах тяги. Наприклад, на графіку «Сила Z», гібридна модель точніше відстежує варіації підйомної сили при коротких тягових імпульсах, скорочуючи залишкову похибку сили приблизно на 40% за весь інтервал. Графік «Обертальний момент Z» показує, що коливання моменту краще співпадають з виміряними мікроосциляціями порівняно із загальною базовою моделлю.

На повних тестових наборах середня абсолютна помилка траєкторії для положення та орієнтації знижується приблизно на 50% порівняно з суто фізичною версією та на 30% порівняно з рекурентним передбаченням, в якому не враховується фізика польоту.

ентації знижується приблизно на 50% порівняно з суто фізичною версією та на 30% порівняно з рекурентним передбаченням, в якому не враховується фізика польоту.

**Висновки.** В результаті проведеного дослідження була розроблена модель польоту FPV дрону на базі початкових параметрів польотного контролера. Розглянуто комплексну систему описання руху БПЛА враховуючи поступальний та обертальний рухи, сили тяги, обертальні моменти, випадкові дестабілізаційні явища та шуми сенсорів. Застосування EKF дозволило з'єднати фізичну модель із шумовими вимірюваннями та створити реалістичний механізм генерації синтетичних траєкторій. Проведена оцінка точності підтвердила ефективність запропонованого підходу при порівнянні з еталонними наборами даних. Подальші дослідження можуть зосереджуватися на адаптації моделі для навчання та тестування систем автономної навігації із використанням машинного навчання, оскільки вона дозволяє безпечно відтворювати критичні польотні ситуації без реального ризику для обладнання. Це відкриває можливості інтеграції синтетичних траєкторій у розробку алгоритмів розпізнавання складних динамічних умов, що є актуальним у контексті створення цифрових двійників та розширення можливостей віртуальних стендів для тестування програмного забезпечення БПЛА нового покоління.

#### Список літератури:

1. Koch W. Flight Controller Synthesis Via Deep Reinforcement Learning, 2019. DOI:10.48550/arXiv.1909.06493.
2. Sun K., Regan C.D., Gebre-Egziabher D. Observability and Performance Analysis of a Model-Free Synthetic Air Data Estimator. *Journal of Aircraft*, 2019. Vol. 56, No. 4. PP. 1471–1482. DOI:10.2514/1.C035290.
3. Loquercio A., Kaufmann E., Ranftl R., Dosovitskiy A., Koltun V., Scaramuzza D. Deep Drone Racing: from Simulation to Reality with Domain Randomization. *IEEE Transactions on Robotics*, 2019. DOI:10.48550/arXiv.1905.09727.
4. Amarasooriya P.M.D.S., Sandaruwan K.D. AI-Based 3D Simulation for Drone Flight Dynamics. *ICTer Journal*, 2025. Vol. 18, No. 2. DOI:10.4038/icter.v18i2.7288.
5. Yi S., Jin X., Wang Z., Liu Z., Zorzi M. Data-driven robust UAV position estimation in GPS signal-challenged environment, 2025. arXiv:2504.07842.
6. Shahrokhi S., Mahadev A., Becker A.T. Algorithms for shaping a particle swarm with a shared input by exploiting non-slip wall contacts. *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2017. PP. 1–8. DOI: 10.1109/IROS.2017.8206294.
7. Hoffmann G., Huang H., Waslander S., Tomlin C. Quadrotor Helicopter Flight Dynamics and Control: Theory and Experiment. *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 2007. DOI: 10.2514/6.2007-6461.
8. Tay W.-B., Chan W.-L., Chong R.-O., Tay C.-M.J. Framework for Numerical 6DOF Simulation with Focus on a Wing Deforming UAV in Perch Landing. *Aerospace*, 2024. Vol. 11, No. 8. PP. 657. DOI:10.3390/aerospace11080657.
9. Novotňák J., Szőke Z., Kašper P., Šmelko M. Quadcopter Modeling Using a System for UAV Parameters Measurement. *Drones*, 2024. Vol. 8, No. 7. PP. 280. DOI:10.3390/drones8070280.

10. Adıgüzel F., Mumcu T.V. Height and Attitude Control of a Quadrotor UAV via Discrete-Time Backstepping. *Eskişehir Technical University Journal of Science and Technology A – Applied Sciences and Engineering*, 2020. Vol. 21, No. 3. PP. 396–406. DOI:10.18038/estubtda.667664.
11. Bouabdallah S., Murrieri P., Siegwart R. Design and Control of an Indoor Micro Quadrotor. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2004. Vol. 5. PP. 4393–4398. DOI:10.1109/ROBOT.2004.1302409.
12. Geneva P. IMU Noise Model, 2023. Kalibr Wiki, ETH Zurich Autonomous Systems Lab. URL: <https://github.com/ethz-asl/kalibr/wiki/IMU-Noise-Model> (дата звернення 08.07.2025).
13. Lei B., Liu B., Wang C. Robust Geometric Control for a Quadrotor UAV with Extended Kalman Filter Estimation. *Actuators*, 2024. Vol. 13, No. 6. PP. 205. DOI: 10.3390/act13060205.

#### **Kovalenko A.O., Zhuchenko O.A. FPV DRONE FLIGHT MODELING USING FLIGHT CONTROLLER INITIAL DATA**

*This work presents a study of the modeling FPV drone flight based on the initial parameters generated by the onboard flight controller at the moment of launch. The structure of the state vector is described, including position coordinates, orientation expressed either as Euler angles or quaternions, angular velocities, battery state, and environmental data that directly affect lift and air drag. The calculation of the thrust produced by each motor and the principle of summing these individual thrust values into the total force and torque acting on roll, pitch, and yaw are explained. A mathematical model describing the interaction of forces and torques with translational and rotational motion is provided, based on a six degrees of freedom (6DOF) system of equations. The importance of accounting for gyroscopic effects in rotational dynamics is emphasized. Particular attention is given to modeling random destabilizing influences and sensor noise, which are simulated as Gaussian noise to realistically reproduce external factors. The principle of applying an Extended Kalman Filter (EKF) is outlined; it combines the physical model and noisy sensor measurements to generate plausible synthetic flight trajectories. The need to evaluate the model's accuracy by comparing simulated trajectories to reference datasets is highlighted. The proposed approach enables the generation of large samples of flight data that incorporate realistic destabilizing influences and sensor errors, which is especially valuable for testing modern FPV drone control and navigation algorithms. Future research may focus on adapting the model for training and testing autonomous navigation systems using machine learning, as it allows critical flight scenarios to be safely reproduced without real-world risk to equipment. This opens opportunities to integrate synthetic trajectories into the development of algorithms for recognizing complex dynamic conditions, which is highly relevant for building digital twins and expanding the capabilities of virtual testbeds for next-generation UAV software verification.*

**Key words:** state vector, Kalman filter, thrust force, torque, translational motion, quaternion, degree of freedom.

Дата надходження статті: 22.11.2025

Дата прийняття статті: 10.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025