

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-12>

УДК 004.8

РУСАНОВА Ольга

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

e-mail: olga.rusanova.v@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0003-0145-3012>

МОРОЗОВ-ЛЕОНОВ Олександр

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

e-mail: olmorleon@yahoo.com

<https://orcid.org/0009-0001-8283-0248>

СПОСІБ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В НАВІГАЦІЇ ДРОНУ В УМОВАХ ЗАГЛУШЕННЯ ДАТЧИКІВ НА ОСНОВІ ФІЛЬТРА КАЛМАНА

У середовищах, де GPS, дистанційне радіокерування або радіозв'язок є ненадійними або підвержені глушінню, невеликі дрони мають орієнтуватись у просторі за допомогою обмежених бортових автономних сенсорів та датчиків. У цій статті досліджується стійкість легкого автопілота для дрона у поєднанні із фільтром Калмана та гейтингом для кожного сенсора в умовах модельованих сценаріїв заглушення. Змодельовано глушіння як імпульси Пуассона, випадання, адитивне зміщення та підвищення дисперсії сигналу у чотирьох бортових сенсорах: IMU, магнітний компас, LiDAR та оптичний потік на базі камери.

За допомогою 20 спланованих експериментів виміряно ефективність навігації (RMSE положення у просторі та швидкості, час проходження місії, рівень енергоспоживання) та поведінку датчиків при прийнятті рішень (частка відхилених вимірювань). Результати свідчать про те, що в умовах досить помірного глушіння проста архітектура фільтра Калмана надає можливості для ефективної навігації по точках маршруту, але сильне, тривале та нелінійне глушіння датчиків призводить до погіршення точності або збою навігації. Це говорить про те, що навіть обчислювально нескладне прийняття рішень за допомогою фільтрації за відстанню Махаланобіса може забезпечувати надійну навігацію у деяких сценаріях відсутності зв'язку GNSS.

Ключові слова: дрон; прийняття рішень; невизначена інформація; фільтр Калмана

RUSANOVA Olga, MOROZOV-LEONOV Oleksandr

National Technical University of Ukraine "Ihor Sikorskyi Kyiv Polytechnic Institute"

A METHOD FOR DECISION-MAKING IN DRONE NAVIGATION UNDER SENSOR JAMMING CONDITIONS BASED ON KALMAN FILTER

In environments where GPS, remote radio control, or radio communication are unreliable or subject to jamming, small drones must navigate using limited onboard autonomous sensors and detectors. This article investigates the stability of a lightweight autopilot for a drone in combination with a Kalman filter and gating for each sensor under simulated jamming scenarios. Jamming is modeled as Poisson pulses, dropouts, additive offset, and increased signal dispersion in four onboard sensors: IMU, magnetic compass, LiDAR, and camera-based optical flow.

Using 20 planned experiments, the effectiveness of navigation (RMSE of position in space and speed, mission duration, energy consumption) and sensor behavior during decision-making (share of rejected measurements) were measured. The results show that under conditions of moderate jamming, a simple Kalman filter architecture provides opportunities for effective navigation along route points, but strong, prolonged, and nonlinear jamming of sensors leads to deterioration in accuracy or navigation failure. This suggests that even computationally simple decision-making using Mahalanobis distance filtering can provide reliable navigation in certain scenarios where GNSS connectivity is unavailable.

Keywords: drone; decision making; uncertain information; Kalman filter

Стаття надійшла до редакції / Received 08.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 16.08.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Безпілотні дрони все частіше мають працювати у середовищах де через ті чи інші фактори ускладнене або неможливе постійне надійне з'єднання із супутниками GPS - через глушіння сигналів, спуфінг чи цілеспрямовану відмову. Супутникові навігаційні системи за своєю суттю є дуже вразливими, і у випадку виходу із ладу вони стають фактором ризику місій безпілотних літальних апаратів. Малі дрони не мають достатньої обчислювальної потужності для виконання важких обчислень у реальному часі для точного та інтелектуального спостереження навколишнього середовища, тож легковісні підходи на базі більш автономних та дешевих сенсорів, таких як інерційні (IMU) датчики, LiDAR та магнітні компаси, є перспективним напрямком досліджень.

Не зважаючи на те, що зазвичай фільтри Калмана (KF) застосовуються для оцінки станів у стані невизначеності - наприклад, для компенсації природніх шумів у приймачах GNSS сигналів, їх ефективність в умовах збоїв або випадкового погіршення роботи сенсорів вивчена недостатньо - зокрема із використанням нескладних механізмів гейтингу за умови наявності взаємно доповнюючих сенсорів. Тому має сенс

визначити, чи здатний простий фільтр Калмана, доповнений перевітками довіри сигналів окремих датчиків, успішно керувати автопілотом дрона для переміщення від точки А до точки Б в умовах імітованого глушіння, спрямованого в різному ступені на різні сенсори, і як характеризуються межі надійності такого підходу.

Окрім того, постає питання того, які сенсори є критичними для підтримки точності навігації в невизначених умовах, та як при такому підході метрики точності та якості навігації залежать від потужності та характеру глушіння.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Навігація у середовищах без підтримки роботи GNSS

Альтернативні стратегії навігації є дуже важливими коли немає можливості використовувати зв'язок GNSS. Досить традиційним є використання фільтра Калмана для поєднання GNSS та інерційних систем навігації для об'єднання геолокації із інерційними даними для постійного уточнення, але такий підхід відмовляє якщо GPS навмисне глушиться або переривається. Сучасні публікації розглядають підходи на базі поєднання сенсорів (sensor fusion) таких як IMU, камер для візуальної одометрії, LiDAR та інших. Наприклад, у роботі [1] запропоновано використання розширеного фільтра Калмана, що поєднує IMU, LiDAR SLAM (одночасна локалізація та картографія) та візуальну одометрію для підтримки високої точності навігації малих безпілотних літальних апаратів у приміщеннях без використання супутникових систем навігації.

Поєднання сенсорів на базі оптичного потоку (optical flow) та LiDAR

Оптичний потік (нескладний спосіб оцінки швидкості за допомогою камери) та LiDAR часто використовуються разом для надійної навігації. Система LOFF (LiDAR and Optical Flow Fusion Odometry) поєднує оптичний потік із LiDAR SLAM. Завдяки цьому стає можливим підтримка точної навігації у тунелях, де неможливе використання GNSS [2].

Компроміс точності та легковисності

Обладнання для LiDAR забезпечує високоточні дані без залежності від умов освітлення, що значно переважає можливості оптичних камер у багатьох аналогічних умовах використання, проте таке обладнання додає ваги дрону та споживає немалу кількість електроенергії. Для малих дронів має сенс шукати рішення на основі камер для ситуацій, коли GNSS недоступний.

Особливості підвищення точності за допомогою фільтрів

Відомо що методи поєднання сенсорів на основі фільтрів на кшталт фільтра Калмана або ЕKF є досить простими, енергоефективними та обчислювально легковисними, проте вони також є вразливими до неточностей своїх моделей або ненадійності даних, що надаються сенсорами, особливо якщо наявні умови глушіння. Опитування свідчать про те, що загалом фільтри показують гарні результати коли статистичні дані про шум достатньо добре збігаються із очікуванням, проте якість швидко зменшується при появі цілеспрямовано ворожих впливів та таких, що описуються не нормальним розподілом [3].

ВИДІЛЕННЯ НЕДОСЛІДЖЕНИХ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Багато систем базуються на продвинутих видах фільтрів на кшталт фільтрів часток, використання яких є більш обчислювально складним. Однак потенціал використання легковисних стратегій гейтингу, наприклад, із застосуванням відстані Махаланобіса, залишається недослідженим. Більш прості підходи можуть презентувати непоганий компроміс точності та низької вартості, а також можливості застосування на легковисних дронах із обмеженими обчислювальними можливостями.

Більшість стратегій протидії глушінню акцентують увагу на стійкості комунікацій, наприклад, перемиканні частот чи особливих методах модуляції сигналу, а не на об'єднанні навігаційних сенсорів в умовах переривчастого, імпульсного шуму глушіння. Модель імпульсів із процесом Пуассона відображає неочікувані, випадкові вади, її використання не було детально досліджено в контексті методів об'єднання бортових сенсорів легковисних дронів.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Сенсори та результати їх вимірювань

Автономними у тому сенсі, що вони не потребують зв'язку із сторонніми по відношенню до дрона засобами, є такі сенсори як камера, LiDAR, інерційні сенсори (IMU) та магнітний компас. Тим не менше, вони залишаються вразливими до зовнішніх впливів: якщо для камери та магнітного компасу джерелом впливу звичайним чином є засвітлення та електромагнітні імпульси, дослідження вказують на те, що інерційні сенсори вразливі, наприклад, до спеціального акустичного шуму [4].

Використання камери для повноцінного аналізу зображень є зачасти невиправданим марнотратством ресурсів невеликих дронів, особливо якщо власне робота камери не є частиною їх місії. Натомість, підхід

optical-flow sensor дозволяє порівнювати два послідовно знятих камерою кадри та по спостережуваних рухах окремих частин зображення робити оцінку деяких компонент руху камери, і, разом із нею, і дрона.

Сам по собі цей алгоритм має ряд недоліків. Так, без даних про реальну висоту дрона над землею камера не може правильно оцінити швидкість руху, тому використовується поєднання із іншими сенсорами, такими як LiDAR [5].

Ще одним обмеженням камери із optical flow є те, що коли камера, спрямована вниз, відхиляється назад, візуально зображення мало відрізняється від того, якби камера була зміщена вперед. Це є особливістю сприймання інформації у optical flow та є ще однією причиною того, чому такий сенсор має використовуватись у поєднанні із іншими.

Спрямована вертикально вниз камера дозволяє отримувати виміри відносного руху (швидкості) дрона у горизонтальній площині, а також оцінювати курс - поворот навколо вертикальної осі (yaw).

Магнітний компас (магнітометр) є досить дешевим сенсором, який може надавати абсолютні значення повороту відносно вертикальної осі. Навіть, незважаючи на можливості до атаки його електромагнітним впливом, це дуже важливий сенсор.

У нашій симуляції ми реалізуємо спрощену модель сканування LiDAR, яка фіксує розріджені 3D-точки з поверхні землі в межах горизонтального поля зору сенсора (рис. 1). Ми покладаємося на рельєф місцевості для створення достатньої варіації сканування для подальшої оцінки зміни позиції на основі алгоритму ICP [6], і це вимагає досить високого ступеня нерівності поверхні. Через це другорядна роль LiDAR - висотомір - не може виконуватись достатньо точно, адже дрон постійно минатиме на своєму шляху різноманітний рельєф, що не матиме сенсу для оцінки вертикальних координат дрона за допомогою висотоміра. Натомість, LiDAR використовується лише для оцінки горизонтального руху.

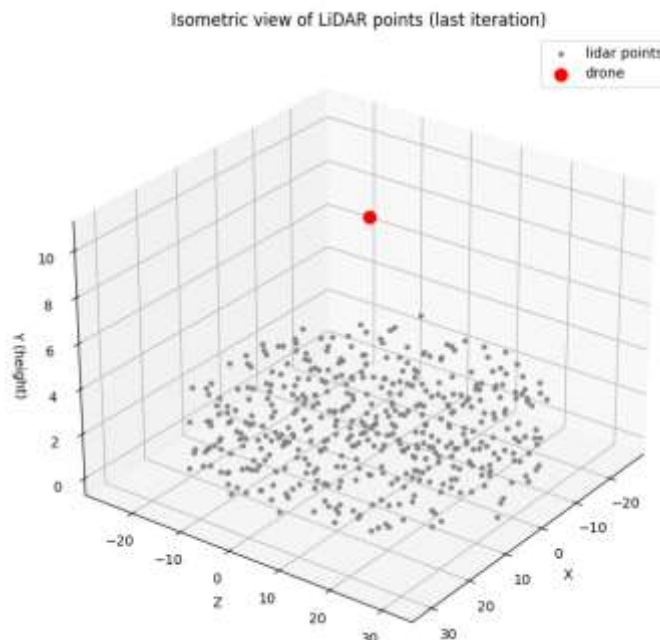


Рис. 1. Положення дрону в тривимірному просторі та сектор спостережуваних ним 3D-точок рельєфу земної поверхні
Джерело: розроблено авторами

У симуляції сенсори відіграють такі ролі:

1. IMU вимірює лінійні прискорення a_x , a_y , a_z та кутові швидкості ω_x , ω_y , ω_z . В поєднанні сенсорів IMU відіграє головну роль: лінійні прискорення інтегруються для передбачення лінійного руху, кутові швидкості - для передбачення кутів нахилу. IMU слугує основним компонентом передбачення фільтру Калмана - навігацію за розрахунками (dead reckoning), що уточнюється іншими сенсорами.

2. Компас вимірює абсолютний кут повороту відносно вертикальної осі. Від надає корекцію поворотного компоненту стану дрона. Також це дозволяє зменшувати накопичену помилку (дрифт) інтегрування IMU, на практиці покращуючи точність оцінки курсу.

3. Optical flow надає виміри спостережуваного руху землі, які використовуються для оцінки горизонтальних компонент швидкості дрону (v_x , v_y) за наявності інформації про висоту. Цей сенсор не накопичує помилку, що є важливою особливістю за відсутності GPS, і розраховані компоненти швидкості передаються в фільтр Калмана для коригування дрейфу швидкості від IMU.

4. LiDAR є більш потужним сенсором та надає відносні тривимірні зсуви (translation) Δ_x , Δ_y , Δ_z та зміну кута повороту відносно вертикальної осі (yaw) між двома послідовними скануваннями, що обчислюються за

допомогою алгоритму ICP. LiDAR надає оновлення координат дрона та корекцію курсу, коли рельєф оточення дозволяє виконати обчислення ICP. Це вимірювання є тривимірним та надає дані що найточніші та найближчі до реальних (ground truth) серед усіх наявних сенсорів.

Таким чином, можна для наочності сгрупувати усі виміри що використовуються дроном у навігації у таблицю (таб. 1), та поставити кожному виміру у відповідність один або кілька сенсорів що надають інформацію щодо нього. Для більшості вимірів джерелом інформації слугує не один сенсор, це взаємне «перекриття» є однією із особливостей що дозволяють використовувати гейтинг як результат роботи фільтра Калмана, щоб не враховувати ті окремі «уточнення» сенсорів, що не відповідають передбачуваним значенням.

Таблиця 1.

Виміри навігаційних даних та відповідні сенсори	
Виміри навігаційних даних дрона	Сенсори, що надають дані
Позиція x, y, z	LiDAR (відносне), IMU (передбачення за прискоренням, Optical Flow (уточнення за інтегруванням))
Швидкість v_x, v_y, v_z	IMU (передбачення), Optical Flow (уточнення горизонтальних компонент)
Поворот відносно горизонтальних осей (roll, pitch)	Тільки IMU (інтегруванням кутових швидкостей)
Курс (кут нахилу відносно вертикальної осі, yaw)	Компас (абсолютне значення), IMU (передбачення), LiDAR (уточнення)

Джерело: розроблено авторами

Фільтр Калмана

У роботі використано лінійний фільтр Калмана (KF) із 7-вимірним вектором стану:

$$X = [x, y, z, v_x, v_y, v_z, \psi]^T$$

Компоненти цього вектора - три координати положення у просторі, три компоненти швидкості та орієнтація курсу (відносно вертикальної осі).

1. Етап передбачення:

$$X_{k|k-1} = F X_{k-1|k-1} + B u_k$$

де:

u_k - прискорення від IMU

Коваріація передбаченої оцінки:

$$P_{k|k-1} = F P_{k-1|k-1} F^T + Q$$

2. Етап уточнення (при появі нового спостереження від сенсорів):

Нововведення (innovation) вимірювання:

$$\tilde{y}_k = z_k - H x_{k|k-1}$$

де:

z_k - дані із сенсорів

Коваріація нововведення:

$$S_k = H P_{k|k-1} H^T + R$$

Відстань Махаланобіса:

$$d^2 = \tilde{y}_k^T S_k^{-1} \tilde{y}_k$$

Значення відстані Махаланобіса для кожного сенсора визначає, чи буде значення цього сенсора прийнято: значення d^2 порівнюється із пороговим значенням хі-квадрат відповідно до розмірності сенсора (3D для LiDAR, 2D для optical flow, 1D для компаса).

Якщо d^2 не відповідає пороговому значенню - оновлення стану не відбувається. Таким чином фільтр Калмана може в реальному часі приймати рішення про прийняття чи неприйняття даних з тих чи інших сенсорів.

Загалом сенсорам, що використовуються в симуляції, можна дати такі умовні характеристики:

1. IMU швидко передбачає рух, проте накопичує помилку із часом (дрифт);
2. Компас надає абсолютне значення курсу, проте він підвержений зовнішньому впливу;
3. Optical flow коригує дрифт горизонтальних компонент швидкості;
4. LiDAR виконує корекцію всієї навігаційної інформації - позицію та курс.

При цьому кожен результат вимірювання приймається до уваги лише коли є впевненість у його надійності.

Автопілот

Автопілот являє собою контролер, що нахиляє вертикальну вісь дрона в напрямку бажаного руху, при цьому частина тяги переходить в горизонтальну площину та надає прискорення. При наближенні до цілі дрон значно сповільнюється, теоретичним обґрунтуванням цього є наближення до реальних сценаріїв де дрону, що втратив безпосередній зовнішній зв'язок, слід поводитись обережно.

Моделювання шуму та глушіння

Ми представляємо глушіння та зашумлення сенсорів через 4 основні стратегії, які відображають можливі реалістичні механізми саботажу роботи сенсорів або їх деградації:

1. Збільшена гаусова дисперсія (стійка або зростаюча)

Сенсори часто страждають від підвищеного рівня шуму через вплив навколишнього середовища, старіння компонентів або тепловий дрейф. Зростаюча модель відображає те, як зовнішній вплив може поступово зростати. Хоча таке зростання не згадується в літературі безпосередньо, базові принципи його походять з поширених джерел із моделювання помилок IMU та інших датчиків, в яких передбачається гауссово-розподілений шум із можливою зміною дисперсії із часом для відображення змін умов та невизначеностей [7].

2. Імпульси в процесі Пуассона (випадкові імпульси глушіння)

Випадкові короткочасні імпульси із великою амплітудою є загальновизнаною моделлю глушіння в областях радіолокації. У багатьох моделях глушіння радарів імпульси надходять відповідно до процесу Пуассона, кожен із експоненціальною тривалістю і випадковим розподілом амплітуди. Це тісно узгоджується із нашою моделлю послідовності імпульсів із пуассонівським розподілом по часу, експоненційним розподілом тривалості та одночасним збільшенням дисперсії шуму та адитивного зміщення

3. Втрата спостережень (dropout) та зависання (hold)

Досить частою похибкою в разі несправності обладнання, блокування сигналу або наявності перешкоди є періодична втрата сигналу, коли жодні нові дані не поступають, або «зависання», коли датчик знов повертає ті самі застарілі дані впродовж деякого часу. Хоча явне моделювання поведінки втрати та зависання сигналу є менш поширеним у опублікованих дослідженнях sensor fusion, це досить реальний сценарій впливу глушіння на сенсори. Концепція періодичної недоступності сенсорів визнається в системах відмовостійких безпілотних літальних апаратів. Зокрема системи виявлення несправностей, побудовані на базі фільтра Калмана, враховують датчики що можуть періодично збоїти або ставати ненадійними [8].

4. Зони зміщення (bias) для LiDAR

Коли датчик виявляється під впливом аномалій навколишнього середовища, таких як відбивні поверхні або локалізовані електромагнітні перешкоди, зміщення може спрацювати лише в певних областях простору. Однією із широко визнаних вразливостей в навігації БПЛА є умисне підроблення сигналу LiDAR. Тому ми також включаємо модель зон зміщення: в заданому радіусі на дрон починає впливати адитивне зміщення, відображаючи локалізований, постійний вплив. Це відповідає реальним сценаріям на кшталт застосування відбивного глушіння.

Параметри шуму сенсорів для проведення експериментів

Для кожного сенсора ми визначаємо 3 пресети глушіння - слабку, середню та сильну, які контролюють ту чи іншу стратегію атаки/глушіння:

1. Збільшена гауссова дисперсія (постійний множник, який в більш сильних варіантах може збільшуватись із часом);

2. Пуассонівські імпульсні сплески (пуассонівське надходження, експоненціальна тривалість): під час сплеску стандартне відхилення шуму вимірювання множиться, може застосовуватись адитивне зміщення;

3. Пропуски/зависання у сенсорів: випадково пропущені вимірювання або періоди, коли сенсор повертає одні й ті ж самі значення

4. Просторово-обумовлений шум (наприклад, окремі ділянки в просторі де у LiDAR виникає постійний трансляційний зсув)

Кожен пресет послідовно вмикає ці механізми, перехід від слабого до сильного пресету поступово збільшує частоту і тривалість спалахів, збільшує множники дисперсії і величину зсуву спалахів, а також збільшує ймовірність пропуску/зависання та їх тривалість.

Матриця експериментів

Для експериментів потрібна достатня кількість симуляцій, щоб і виявити основні ефекти глушіння на сенсори, наприклад, глушіння яких сенсорів має найбільше значення, і щоб перевірити роботу автопілоту в більш та менш «стресових» ситуаціях. Виконання багатьох десятків симуляцій було б недоречним, тому було обрано стислий план скринінгу із 20 симуляцій:

а) Базовий варіант (1 симуляція) - всі датчики працюють в номінальному режимі, жодних атак/глушіння;

b) Перевірка одного датчика (12 симуляцій сумарно) - для кожного з 4 датчиків запускається послідовно слабкий, середній та сильний режим, а інші залишаються поки в номінальному режимі. Таким чином визначається вплив глушіння на конкретні окремі сенсори;

c) Вибрані взаємодії двох датчиків (6 симуляцій) - обрано 6 пар що нас цікавлять в сенсі їх взаємодії (наприклад, optical flow + IMU, IMU + LiDAR, optical flow + компас тощо) і обидва отримують середній режим глушіння;

d) Повний стрес-тест (1 симуляція) - всі сенсори отримують повноцінний режим глушіння.

Проведення експериментів. Результати

За вищеописаним планом було проведено 20 симуляцій польоту дроном траєкторії під дією тих чи інших варіантів заглушення датчиків. При цьому збирались такі метрики, окрім власне навігаційних даних:

1. Успішність польоту: чи було досягнуто точки призначення
2. Середньоквадратичне відхилення (RMSE) справжнього положення дрона та спостережуваного
3. RMSE справжньої швидкості дрона та спостережуваної
4. Частота відкидань показів сенсорів: optical flow, компаса, LiDAR
5. Повний час польоту, в секундах симульованого часу
6. Витрачена енергія як інтеграл від поточної тяги гвинта на кожній ітерації (тобто сумарна витрачена енергія власне на політ)
7. Середня споживана потужність (енергія / час)
8. Енергоефективність (подолана відстань / енергія)

За результатами експериментів було сформовано підсумовуючі таблиці (таб. 2, 3).

Таблиця 2.

Середньоквадратичні похибки координат та швидкості, частоти відкидань показів сенсорів

Group (n)	Pos RMSE (m)	Vel RMSE (m/s)	OF Rej. Rate	Compass Rej. Rate	LiDAR Rej. Rate
None (1)	0.353	0.263	0	0	0
Weak (3)	0.433±0.03	0.209±0.03	0±0	0±0	0±0
Moderate (9)	0.423±0.23	0.232±0.04	0.0003±0.0003	0±0	0.0003±0.0003
Strong (7)	0.686±1.17	1.125±1.47	0±0	0.008±0.02	0±0
Overall (20)	0.487±0.35	0.419±0.79	0.0001±0.0002	0.003±0.01	0.0001±0.0002

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 3.

Частота успішного проходження траєкторії, час, витрачена енергія, споживана потужність та енергоефективність

Group (n)	Success Rate (%)	Time (s)	Energy (J)	Power (W)	Efficiency (m/J)
None (1)	100.0	15.86	71.74	4.52	0.221
Weak (3)	66.7	47.98±19.3	106.25±16.5	2.22±0.2	0.451±0.18
Moderate (9)	55.6	36.8±17.9	96.75±17.4	2.63±0.3	0.381±0.19
Strong (7)	14.3	26.3±25.9	102.51±51.7	3.90±0.9	0.257±0.25
Overall (20)	45	33.23±20.8	95.68±35.3	2.88±0.7	0.347±0.22

Джерело: розроблено авторами

Із зібраних при проведенні експериментальних симуляцій даних можна зробити такі висновки:

1. Загальне порівняння: середнє глушіння у порівнянні зі слабким допустиме (55% успіху, майже незначне збільшення RMSE), але сильне глушіння погіршує продуктивність (14% успіху, високе RMSE). Відмови трапляються рідко (~0.0001-0.008), що свідчить про те, що шум рідко перевищує порогові значення, але коли він перевищується (наприклад, компас у сильному стані, таб. 2), це корелює з відмовами. Навігаційні метрики показують, що перешкоди збільшують час/енергію, що вказує на витрати на їх усунення.

2. Стійкість до середнього глушіння: Механізм KF забезпечує надійну навігацію в умовах слабого і середнього глушіння датчика, з 67% успіху в слабких і 56% в середніх випадках (проти 0% в єдиному випадку відсутності глушіння). Pos RMSE залишається низьким (0,42-0,50 м), а vel RMSE стабільним (0,21-0,26 м/с), оскільки гейтинг KF відкидає мінімальні дані (частота <0,001), одночасно об'єднуючи стабільні покази. Це підкреслює здатність системи справлятися з невизначеністю без складних адаптацій.

3. Деградація при сильному глушінні: Сильне глушіння значно погіршує продуктивність - лише 14% успіху і підвищене середньоквадратичне відхилення (позиція: 0,69 м, швидкість: 1,13 м/с) - у 3-5 разів більше, ніж при помірному глушінні. Час збільшується на ~50% (26 с проти 37 с при помірному режимі), а енергія - на ~6%, незважаючи на коротші польоти, що призводить до більшої потужності (3,90 Вт проти 2,63 Вт) через нестабільні поправки. Відхилення компаса зростають до 0.008 (найвище значення), що свідчить про збої в

роботі сенсорів курсу, тоді як відхилення OF/LiDAR залишаються близькими до нуля, що вказує на недостатнє відхилення КФ в умовах екстремального шуму.

4. Ефективність прийняття рішень: Частота відмов загалом низька (OF: 0,0001, компас: 0,003, LiDAR: 0,0001), слабо корелює з RMSE ($r=0,18$ для OF/LiDAR pos RMSE, $r=-0,20$ для компаса). Це означає, що махаланобісівський гейтинг КФ є консервативним, приймаючи більшість даних навіть в умовах шуму (наприклад, 100% приймання в 17/20 прогонах), що підтримує низьке RMSE в середніх випадках, але не може пом'якшити сильні сплески, що призводить до 86% відмов у цьому випадку. Механізм чудово справляється з селективною відмовою (наприклад, компас в умовах сильних шумів), але правильне налаштування порогових значень може покращити адаптивність.

5. Компроміси між енергією та ефективністю: Глушіння збільшує енергопоживання дрона, причому в сильних випадках використовується 102 Дж за короткий час (ефективність 0,26 м/Дж проти 0,38 у помірних), що на 32% менше.

6. Вразливості, специфічні для датчиків: Глушіння LiDAR має найбільший вплив на середньоквадратичне відхилення позиціонування (наприклад, 1,65 м у сильному глушінні проти 0,50 м у номінальному варіанті). Глушіння OF/IMU дещо підвищує середньоквадратичне значення швидкості (0,48 м/с для сильних всіх датчиків). Рішення є збалансованими за сенсорами, причому компас відкидає більшість (до 5%), що підкреслює здатність КФ ізолювати ненадійні вхідні дані та підтверджує вразливість компаса до зовнішнього впливу.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Проведені експерименти свідчать про ефективність застосування фільтра Калмана як ключового елемента sensor fusion та прийняття рішень щодо оцінювання навігаційних даних в умовах невизначеності та під впливом різних ступенів глушіння сенсорів. Загалом за 20 симуляцій система досягла частоти успішного завершення місії 45%. Середньоквадратичні похибки позиціонування та швидкості залишались малими (0,42-0,50 м та 0,21-0,23 м/с) при слабкому та середньому рівнях глушіння, що свідчить про ефективну роботу sensor fusion незважаючи на характерні для цих рівнів періодичні шуми, сплески та зміщення. Кількість відмов була мінімальною, що свідчить про те, що механізм гейтингу Махаланобіса консервативно приймав більшість вимірів, покладаючись на прогнози IMU під час рідкісних відмов.

Тим не менше, обмеження системи стають очевидними в умовах сильного глушіння, де високе середньоквадратичне відхилення RMSE позиціонування та швидкості та низькі показники успішності виявили вразливість, особливо в компасі (найвища частота відкидань показів). Також слід звернути увагу на загалом низькі показники відкидання інших вимірів одночасно зі значним спаданням частоти успіхів, що може свідчити про неможливість адаптації класичного фільтру Калмана.

Майбутня робота у цьому напрямку має бути зосереджена на адаптивності до умов як слабого, так і сильного глушіння, на включенні додаткових датчиків, таких як барометри для покращення оцінки висоти, на використанні нелінійних фільтрів, наприклад, EKF, для кращої обробки не-гаусівських шумів. Загалом, це дослідження підкреслює перспективність КФ для прийняття рішень із урахуванням невизначеності, і вказує на напрями до подальшого покращення.

References

1. Marković, Lovro, et al. "Error state extended kalman filter multi-sensor fusion for unmanned aerial vehicle localization in gps and magnetometer denied indoor environments." 2022 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.04908>
2. Zhang J, Huang Z, Zhu X, Guo F, Sun C, Zhan Q, Shen R. LOFF: LiDAR and Optical Flow Fusion Odometry. Drones. 2024; 8(8):411. <https://doi.org/10.3390/drones8080411>
3. Liu, H., Long, Q., Yi, B. et al. A survey of sensors based autonomous unmanned aerial vehicle (UAV) localization techniques. Complex Intell. Syst. 11, 371 (2025). <https://doi.org/10.1007/s40747-025-01961-2>
4. Jeong, Jinseob & Kim, Dongkwan & Jang, JoonHa & Noh, Juhwan & Song, Changhun & Kim, Yongdae. (2023). Un-Rocking Drones: Foundations of Acoustic Injection Attacks and Recovery Thereof. <https://doi.org/10.14722/ndss.2023.24112>.
5. Liu X, Li X, Shi Q, Xu C, Tang Y. UAV attitude estimation based on MARG and optical flow sensors using gated recurrent unit. International Journal of Distributed Sensor Networks. 2021;17(4). <https://doi.org/10.1177/15501477211009814>
6. Lin, Yancong, and Holger Caesar. "Icp-flow: Lidar scene flow estimation with icp." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.17351>
7. Harindranath, A., & Arora, M. (2024). Effect of sensor noise characteristics and calibration errors on the choice of IMU-sensor fusion algorithms. Sensors and Actuators A: Physical, 379, 115850. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2024.115850>
8. Ahmed F, Jenihhin M. A Survey on UAV Computing Platforms: A Hardware Reliability Perspective. Sensors. 2022; 22(16):6286. <https://doi.org/10.3390/s22166286>