

УДК 004.8

DOI: 10.18372/2073-4751.84.20900

**Русанова О.В., к.т.н.,**  
orcid.org/0000-0003-0145-3012,  
olga.rusanova.v@gmail.com,  
**Морозов-Леонов О.С.,**  
orcid.org/0009-0001-8283-0248,  
olmorleon@yahoo.com

## **ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ НАВІГАЦІЙНИХ РІШЕНЬ ДРОНА НА ОСНОВІ INTERACTING MULTIPLE MODEL KALMAN FILTER НТУУ «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**

### **Вступ**

Сучасні безпілотні літальні апарати часто застосовуються в неідеальних середовищах, в яких якість вимірювань за допомогою сенсорів не є стабільною. Присутні завади, періодичні шуми та збої, систематичні зміщення. За таких умов якісна навігація, стабільне керування та локалізація апарата залежать від здатності бортової системи sensor fusion коректно поєднувати різномірну інформацію з декількох джерел та підтримувати адекватну оцінку стану навіть коли деяка частина сенсорів тимчасово не надає адекватної інформації. У цій роботі розглядається симуляційний сценарій польоту дрона між ключовими точками у просторі з використанням таких сенсорів як LiDAR (Iterative Closest Point, ICP), optical flow, інерційного сенсора (IMU) та компаса, де деградації вимірювань керовано задаються в часі або просторі та імітують типові прояви навмисного глушіння сигналів чи їх погіршення.

Попереднє дослідження [1] на базі цієї ж симуляції показало що класичний фільтр Калмана (KF) є ефективним засобом sensor fusion і забезпечує прийнятну якість оцінки позиції та швидкості літального апарата за слабкого і середнього рівнів шумів. Водночас в умовах сильного глушіння спостерігалось значне падіння частоти успішного завершення місії та

зростання похибок оцінки. Це вказує на вразливість такого базового підходу до зміни характеристик шуму та деградацій сенсорів під час симульованого польоту.

Мотивація цього дослідження полягає у перевірці більш комплексного підходу, який може підвищити стійкість оцінки до перемикання режимів деградації сенсорів без значної перебудови автопілоту чи сенсорного набору. Для цього в існуючу схему sensor fusion інтегровано Interacting Multiple Model Kalman Filter (IMM-KF), що паралельно підтримує декілька гіпотез про якість вимірювань і виконує зважене змінювання оцінок на основі апостеріорних ймовірностей режимів [2]. На відміну від звичайного KF, такий підхід дозволяє змінювати вагу різних джерел інформації залежно від того, який режим деградації сенсорів є найімовірнішим у даний момент.

Основна увага в роботі приділена двом аспектам. По-перше, оцінці того, чи забезпечує IMM-KF більшу надійність виконання місії та кращу якість оцінки стану у порівнянні із базовим варіантом із класичним KF у серії експериментів за різних рівнів шумів. По-друге, перевірці того, чи узгоджується внутрішня змінна IMM - вектор ймовірностей режимів  $m(t)$  - з відомими інтервалами деградації сенсорів. Для цього проведено окрему серію експериментів, де деградації

сенсорів сминаються у задані часові інтервали чи в просторових зонах. Таким чином, робота розглядає практичний ефект на рівні успішності виконання місії і, одночасно, власну здатність IMM-KF відстежувати зміну якості сенсорних даних для коректної оцінки стану.

### **Постановка задачі**

В цій роботі розглядається задача навігації автономного дрона в симуляційному середовищі за невизначеності та керованих деградацій сенсорів. Дрон здійснює політ від початкової до цільової точки, керування при цьому здійснюється автопілотом, що виконує оцінку стану дрону, сформовану на основі sensor fusion. Стан системи в кожен окремий момент часу  $t$  описується вектором що включає такі компоненти:

1. Просторове положення ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ );
2. Лінійна швидкість ( $v_x$ ,  $v_y$ ,  $v_z$ );
3. Кут курсу ( $\psi$ ).

Модель руху задає прогнозну частину оцінювача, а коригування стану виконується за допомогою набору сенсорних вимірювань.

Набір сенсорів дрону в цій симуляції включає такі компоненти:

1. LiDAR, реалізований через ICP, для оцінювання відносного зміщення за хмарою точок;
2. Optical flow, який дає оцінки компонент швидкості в горизонтальній площині ( $v_x$ ,  $v_z$ ) та зміну  $\psi$ ;
3. IMU, що вимірює лінійні прискорення і кутові швидкості;
4. Компас, який надає абсолютну оцінку  $\psi$ .

Для кожного типу вимірювання задані базові статистичні характеристики шуму, а також механізми деградації, що імітують типові впливи глушіння чи погіршення сигналу, такі як:

1. Збільшення дисперсії (noise inflation);
2. Випадіння даних (dropout);

3. Утримання попередніх значень (hold);
4. Імпульсні сплески (bursts);
5. Систематичні зміщення (bias);
6. Просторові зони деградації у просторі та вікна деградації у часі.

В багатьох сценаріях деградації мають характер перемикавання, тобто можуть бути активними лише на частині траєкторії польоту дрона чи у визначених часових інтервалах, після чого сенсори повертаються до нормального стану.

Базовий підхід до оцінки стану - фільтр Калмана, що виконує крок прогнозу на основі моделі руху та даних IMU, та крок корекції - на основі доступних вимірювань інших сенсорів: LiDAR, optical flow та компаса. Для підвищення стійкості до аномальних вимірювань використано механізм гейтинга за відстанню Махаланобіса [3]. При цьому вимірювання, інновації яких надмірно відрізняються від прогнозу, можуть бути відкинуті. Проте в умовах сильного глушіння та при змінних режимах деградації для правильної оцінки стану стає критичною не лише здатність відкидати одиничні некоректні виміри, а й здатність адаптувати статистики очікуваного шуму та ваги різних сенсорів у sensor fusion.

Задача цієї роботи полягає у перевірці та кількісній оцінці того, чи здатен підхід із Interacting Multiple Model Kalman Filter, що підтримує кілька гіпотез щодо поточного режиму шуму та деградацій сенсорів, забезпечити кращу надійність навігації у сценаріях зі змінними режимами зашумлення у порівнянні із класичним фільтром Калмана, та чи здатен новий підхід зберігати при цьому сумісність із існуючою схемою автопілота та sensor fusion.

### **Мета**

Виходячи із обмежень базового підходу на основі класичного фільтра Калмана і постановки задачі, метою цієї

роботи є перевірити, чи дозволяє інтеграція Interacting Multiple Model Kalman Filter підвищити ступінь адаптивності оцінювання стану дрону до змінних режимів деградації сенсорів у межах існуючої симуляції та автопілота.

### **Основна частина**

#### **Опис симуляції та сенсорів**

Симуляція виконує політ дрона у світовій системі координат  $(x, y, z)$ , де  $y$  - вертикальна вісь координат що відповідає висоті. Час дискретизовано із кроком  $dt = 0.2$  секунди. Дрон моделюється як матеріальна точка із орієнтацією по кутах (roll, pitch, yaw), на яку діють власна тяга, гравітація та лінійний опір. Вектор тяги формується

вздовж осі «вгору» у власній системі координат дрона та переводиться у світову систему координат через матрицю повороту, побудовану із кутів орієнтації. Стан дрону інтегрується прямим кроком Ейлера: орієнтація оновлюється за кутовими швидкостями, після цього оновлюється швидкість та положення з урахуванням власної тяги, сили тяжіння та опору повітряного середовища. Автопілот використовує оцінку стану, отриману після sensor fusion, щоб формувати керуючі дії (тягу та кутові швидкості), проте сама логіка керування в цій роботі не змінюється та розглядається як фіксований компонент симуляції.

*Таблиця 1. Основні параметри симуляції*

Назва параметра	Значення і одиниця вимірювання	Пояснення
dt	0.02 секунд	Тривалість кроку симуляції
g	9.81 м/с <sup>2</sup>	Сила тяжіння
dest_error	1.0 метрів	Похибка досягнення цілі
L_margin	25 метрів	Запас ширини зони вимірів LiDAR

Основні просторові та часові параметри симуляції наведено в таблиці 1.

Навколишнє середовище для LiDAR задається набором статичних точок на ландшафті (landmarks). На етапі ініціалізації ці точки рівномірно розставляються на зоні польоту в площині  $(x, z)$ , яка охоплює точку старту, проміжні та цільову точку із запасом відстані  $L\_margin = 25$  метрів. Вертикальна координата  $y$  для кожної точки обирається в діапазоні від 0 до  $max\_obst\_height = 3$  метри. На кожному кроці симуляції LiDAR-спостереженням стає підмножина цих точок, що потрапляє у поле зору дрона із

врахуванням його кутових нахилів, а порівняння двох послідовно спостережених підмножин за допомогою алгоритму point-to-point ICP дозволяє визначити відносне зміщення дрона між двома кроками.

Вимірювання optical flow моделюється як вимірювання горизонтальної швидкості та приросту курсового куту yaw між сусідніми кроками симуляції. З істинної (ground truth) швидкості беруться компоненти по горизонтальних осях  $(v_x, v_z)$ , а приріст курсу ( $d\_yaw$ ) обчислюється як нормалізована різниця курсових кутів двох кроків. До цих величин додається нормально розподілений шум для симуляції власної неточності вимірювання optical flow.

IMU моделюється двома каналами: лінійне прискорення оцінюється як різниця швидкостей двох кроків відносно тривалості кроку, а кутові швидкості  $\omega$  беруться із поточних значень в моделі руху. До обох значень додається нормально розподілений шум.

Компас моделюється як абсолютне вимірювання курсового куту

yaw із нормально розподіленим шумом із подальшою нормалізацією кута.

Базові власні параметри шуму сенсорів наведено в таблиці 2.

Для дослідження сценаріїв перемикання режимів глушіння в симуляції реалізовано уніфікований механізм деградації, що керує параметрами шуму і доступністю вимірювань для кожного сенсора через таблицю параметрів шуму. Реалізовано такі типи впливів:

1. Підвищення дисперсії вимірювання через множник;

2. Імпульсні сплески із пуассонівськими моментами появи та експоненційним розподілом тривалостей;

3. Dropout, коли вимірювання тимчасово не виконуються;

4. Hold, коли сенсор тимчасово надає одні й ті самі застарілі значення;

5. Просторові зони що спричинюють зсув вимірюваних значень сенсорів, зокрема LiDAR;

6. Сталий адитивний зсув значень

Таблиця 2. Базові параметри шуму сенсорів

Сенсор	Параметр шуму	Значення	Пояснення
LiDAR (ICP)	sigma_trans	0.05 метрів	Стд. відхилення оцінки зміщення
	sigma_yaw	0.001 радіан	Стд. відхилення оцінки повороту
Optical flow	sigma_vel	0.1 м/с	Стд. відхилення оцінки швидкості
	sigma_d_yaw	0.001 радіан	Стд. відхилення оцінки зміни кутового курсу
IMU	sigma_accel	0.02 м/с <sup>2</sup>	Стд. відхилення оцінки прискорення
	sigma_omega	0.001 радіан/с	Стд. відхилення оцінки кутових швидкостей
Компас	sigma_yaw	2 градуси	Стд. відхилення оцінки кута курсу

Завершення місії визначається досягненням цільової точки в межах допуску dest\_error = 1.0 метрів по кожній координаті, також при польоті фіксується зіткнення із землею при  $y \leq 0$ . Окрім цього, на кожному кроці симуляції зберігаються істинні значення (ground truth) щодо позиції, швидкості та орієнтації, та результат sensor fusion, а також діагностична інформація щодо сенсорів і активних деградацій, що надалі використовується для обчислення метрик у серіях експериментів.

### Оцінювач стану

Оцінювання стану дрону виконується в дискретному часі та використовується автопілотом як джерело навігаційної інформації. Базовим оцінювачем у роботі є фільтр Калмана (KF) із вектором стану розмірності 7, що описано у формулі:

$$x_t = [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \psi]^T,$$

де  $p$  - положення,  $v$  - лінійна швидкість,  $\psi$  - кут курсу yaw. На кожному кроці виконується прогноз стану за моделлю постійного прискорення, де керуючим входом є оцінка лінійного прискорення з IMU. Дискретна модель прогнозу

реалізується матрицями  $F$  і  $B$ , що відповідають інтегруванню швидкості в позицію і прискорення в швидкість і позицію:

$$p_t = p_{t-1} + v_{t-1} + \frac{1}{2} a_{imu} dt^2,$$

$$v_t = v_{t-1} + a_{imu} dt.$$

Кут курсу  $\psi$  оновлюється окремо, інтегруванням кутової швидкості навколо осі  $z$  з гіроскопа (IMU):

$$\psi_t = \text{wrap}(\psi_{t-1} + \omega_z dt),$$

де  $\text{wrap}(\dots)$  нормалізує кут до інтервалу  $[-\pi, \pi]$ . Таким чином, IMU в оцінювачі відіграє роль джерела прогнозу, тоді як інші сенсори виконують корекцію.

Корекція в KF виконується за трьома типами вимірювань: LiDAR (ICP), optical flow та компасом. LiDAR забезпечує вимірювання позиції, сформоване як сума опорної позиції  $p_{ref}$  та відносного зсуву  $\Delta p$ , оціненого ICP між двома послідовними скануваннями LiDAR:

$$z_{lidar}(t) = p_{ref}(t-1) + \Delta p_{ICP}(t).$$

Матриця  $H_{lidar}$  відображає вимірювання на компоненти позиції стану. Optical flow використовується як вимірювання горизонтальної швидкості, тобто оновлюються компоненти  $v_x$  та  $v_z$ ; компас дає абсолютне вимірювання уау  $\psi$ . Базові коваріації вимірювань  $R$  у фільтрі параметризовані окремо від шумів симулятора та задаються консервативно через стандартні відхилення: для LiDAR по позиції  $\sigma = 0.05$  метрів, для optical flow по швидкості  $\sigma = 0.1$  м/с, для компаса по уау  $\sigma = 2^\circ$ .

Процесний шум  $Q$  дозволяє контролювати довіру до моделі руху відносно вимірювань.

Для підвищення стійкості до аномальних вимірювань корекція виконується з гейтингом Махаланобіса. Для кожного сенсора обчислюється квадратична відстань  $d^2 = v^T S^{-1} v$ , де  $v$  - інновація (тобто різниця між виміром і прогнозом),  $S$  - коваріація інновації.

Вимірювання приймається лише якщо  $d^2 \leq \chi^2$ , при цьому пороги  $\chi^2$  обрані на рівні значущості близько 0.9 окремо для кожного типу оновлення (LiDAR: 6.251, optical flow: 4.605, компас: 2.706). Така схема дозволяє відкидати вимірювання, які різко відходять від прогнозу, і тимчасово спиратись на прогноз IMU у випадку деградації сенсорів.

Для надання оцінювачу адаптивності до змінних деградацій у цій роботі базовий KF розширено до IMM-KF [4]. IMM підтримує декілька режимів, кожен з яких відповідає окремій гіпотезі щодо якості вимірювань. Так, у поточній реалізації використовуються три режими: normal, of\_bad та lidar\_bad. Різниця між цими режимами задається множниками коваріацій вимірювань:

1. У of\_bad збільшується  $R_{of}$  у 25 разів,

2. У lidar\_bad збільшується  $R_{lidar}$  у 25 разів,

що інтерпретується як тимчасове погіршення відповідного сенсора. Матриця переходів між режимами задає інерційність перемикачів між ними і формується із ймовірністю залишитись у тому ж режимі  $P_{hold} = 0.99$ , а перехід у будь-який інший режим має малу ймовірність.

На кожному кроці IMM виконує стандартні етапи змішування та оновлення. Спочатку з поточних ймовірностей режимів  $\mu(t-1)$  та матриці переходів обчислюються апіорні ймовірності режимів  $c_i(t)$  і формуються змішані початкові умови для кожного режиму. Далі кожен режим незалежно виконує крок KF з власними параметрами  $R$  і оновлює стан та обчислює достовірність спостережень  $L_i(t)$  на основі інновацій та їх коваріацій для прийнятих, тобто не відкинутих гейтингом, вимірювань. Після цього апостеріорні ймовірності режимів оновлюються за правилом:

$$\mu_i(t) = c_i(t) \cdot L_i(t),$$

і нормалізуються по всіх режимах, тобто кожне окреме значення ділиться на суму всіх. Остаточна оцінка стану формується як зважене об'єднання оцінок по режимам: лінійні компоненти усереднюються з вагами  $\mu_i(t)$ , а yaw комбінується через circular mean, що коректно враховує періодичність кутового виміру. Коваріація об'єднаної оцінки включає усереднення режимних  $P_i$  і доданок, що враховує розкид між режимними оцінками.

Оскільки roll і pitch не входять до вектора KF/IMM-KF, вони відновлюються окремо через IMU, після чого з оцінками позиції, швидкості та yaw формують поточний fused-стан, що передається автопілоту, а автопілот керує дроном спираючись на цей стан.

Порівняння KF та IMM-KF у подальших експериментах ізолює вплив механізму адаптації коваріацій вимірювань і перемикання режимів, зберігаючи незмінними модель руху, набір сенсорів та логіку керування.

#### **Дизайн експериментів**

Оцінювання запропонованого підходу організовано у вигляді двох серій експериментів, які дають відповіді на два питання.

Серія А дає відповідь на практичне питання рівня місії: чи змінюється надійність досягнення цілі та точність оцінки стану при переході від KF до IMM-KF за різних загальних умов зашумлення.

Серія В сфокусована на внутрішній поведінці IMM: чи узгоджуються апостеріорні ймовірності

режимів  $\mu(t)$  і дискретний індикатор best\_mode з наперед заданими часовими інтервалами або просторовими зонами деградації сенсорів, тобто чи IMM коректно відстежує такі змінні деградації самі по собі.

Такий поділ дозволяє відокремити вплив оцінювача на результат місії (А) від його діагностичної здатності в контрольованих сценаріях змінних режимів зашумлення (В), не дублюючи постановку задачі й опис середовища.

#### **Серія А: порівняння KF та IMM-KF на рівні місії**

У серії А симуляція запускається в режимі автономного польоту із автопілотом у фіксованій геометрії місії: із точки А в точку В. Для кожного прогону встановлено ліміт тривалості у кроках на випадок аномальної поведінки дрона в зашумлених умовах, коли він втрачає будь-яку можливість досягти цілі. Успіх польоту визначається фактом досягнення цільової точки (В).

Порівнюються два режими роботи дрона: із KF та із IMM-KF, при цьому автопілот та вся фізична симуляція залишаються незмінними.

Для керованого підвищення складності середовища використовується набір шумових профілів, які задаються окремо для optical flow, IMU, компаса та LiDAR.

У цій серії використано чотири профілі з умовними назвами CLEAN, WEAK, MODERATE та STRONG. Профілі характеризуються параметрами, вказаними в таблиці 3:

Таблиця 3. Характеристики шумових профілів

Назва параметру	Пояснення
factor_2	«Шумний» множник дисперсії значень сенсора
ramp_steps	За скільки кроків сенсор поступово досягне factor_2; 0 - одразу
burst_rate	Інтенсивність появи імпульсних спалахів, 1/с
burst_dur	Середня тривалість спалахів, с
burst_factor	Множник стандартного відхилення значень сенсора під час спалаху
burst_bias	Додатковий зсув вимірювання
drop_rate	Інтенсивність подій dropout, 1/с
drop_dur	Середня тривалість dropout, с
hold_rate	Інтенсивність подій hold, 1/с
hold_dur	Середня тривалість подій hold, с

Профіль CLEAN не містить жодних деградацій. Профілі WEAK, MODERATE і STRONG задають

комбінацію механізмів підвищення дисперсії, імпульсних сплесків, dropout та hold (таблиці 4, 5, 6).

Таблиця 4. Параметри шумового профілю WEAK

Сенсор	factor_2	ramp_step_s	burst				drop	
			rate	dur	factor	bias	rate	dur
Optical flow	1.2	0	0.02	0.1	3	[0.05, 0.02]	0.002	0.05
IMU	-	-	0.01	0.08	2	[0.02, 0.02, 0.01]	0.0005	0.05
Комп'ютер	1.1	100	0.005	0.05	4	0.02	0.0002	0.1
LiDAR	1.1	0	0.003	0.1	3	[0, 0, 0]	0.0006	0.05

Таблиця 5. Параметри шумового профілю MODERATE

Сенсор	factor_2	ramp_step_s	burst				drop		hold	
			rate	dur	factor	bias	rate	dur	rate	dur
Optical flow	1.35	60	0.05	0.2	6	[0.1, 0.05]	0.007	0.08	0.002	0.12
IMU	-	-	0.06	0.25	5	[0.06, 0.06, 0.02]	0.004	0.08	-	-
Комп'ютер	1.4	120	0.04	0.25	9	0.04	0.002	0.15	-	-
LiDAR	1.25	120	0.015	0.2	4	[0, 0, 0]	0.003	0.1	-	-

Таблиця 6. Параметри шумового профілю STRONG

Сенсор	factor_2	ramp_step_s	burst				drop		hold	
			rate	dur	factor	bias	rate	dur	rate	dur
Optical flow	1.7	150	0.08	0.35	10	[0.12, 0.06]	0.012	0.18	0.004	0.22
IMU	-	-	0.12	0.5	7	[0.1, 0.1, 0.035]	0.008	0.25	-	-

Компас	1.7	220	0.06	0.4	14	0.06	0.007	0.3	-	-
LiDAR	1.85	220	0.08	0.45	10	[0, 0, 0]	0.012	0.25	-	-

Серія А запускається на фіксованій множині сідів (seed) генератора випадкових чисел. Для кожного профілю запускається 8 симуляцій, притому для профіля STRONG використовується окремий список сідів для 10 симуляцій. Таким чином, в серії виконується по 34 прогони на кожен режим роботи дрона (KF та IMM-KF), тобто 68 прогонів симуляції загалом.

Для кожного прогону зберігається унікальний CSV-файл історії, що зберігає інформацію кожен крок симуляції, а також агрегований файл по всій серії що містить дані про профіль шуму, режим дрону, ознаки успіху польоту, кількість ітерацій, точність fused-оцінки положення відносно істини (ground truth) як RMSE тощо.

Для метрик серія А використовує два рівні оцінювання. Перший рівень оцінює результат місії: частоту успіху, кількість ітерацій до завершення, фінальна відстань до цілі. Другий рівень оцінює якість оцінювання стану на успішних прогонах через RMSE відстані (основна метрика), а також додатково RMSE швидкості та уав. Така комбінація потрібна тому що в умовах сильного шуму можливий компроміс між досягненням цілі будь-якою ціною та стабільністю оцінювача, і саме порівняння двох рівнів дозволяє інтерпретувати виграш IMM як підвищення стійкості.

### **Результати експериментів серії А**

Ключові результати серії експериментів А наведено в таблиці 7. На рис. 1 зображено порівняння частки успішних місій KF та IMM за різних умов, на рис. 2 наведено графік кількості відмов через time-out та через аварію.

У профілях CLEAN і WEAK обидва оцінювачі показують успішність 100%. При цьому IMM не показує погіршення відносно KF і навіть дає трохи менший RMSE по позиції (0.165 проти 0.201 і 0.227 проти 0.248, метри), тобто введення IMM саме по собі не вносить деградації в легких умовах.

У профілі MODERATE успішність однакова - 75% у KF і IMM, при цьому випадки відмов однакові за характером - це зіткнення із землею, тобто на рівні успішності місій цей рівень шуму не показує переваги IMM. На успішних прогонах KF у середньому дає кращі результати точності: RMSE 0.191 проти 0.230, метри. Отже, при середніх деградаціях IMM не дає автоматичної переваги та потребує налаштування режимів (R-множників, матриці переходів). Також цілком можливо що середній сценарій недостатньо чітко виявляє різні режими шумів і тому переключення режимів IMM виконується незадовільно.

Найсуттєвіший ефект IMM проявляється в режимі STRONG: IMM має 50% успішності проти 30% у KF. Тут IMM успішний на всіх сідах, де успішний і KF, і ще на двох. Ключова відмінність по конкретним прогонам - у KF є три польоти що завершилися тайм-аутом, тобто це випадки коли дрон повністю втрачав можливість досягти цілі, а у IMM тайм-аути відсутні. Це означає що ті прогони, де KF неспроможний досягти цілі, IMM доводить до успішного завершення. За точністю на успішних прогонах RMSE позиції близькі, зате RMSE по уав у IMM значно нижчий: 0.0031 радіан проти 0.0078. Все це свідчить про те що IMM в сильному шумі підвищує успішність місій і усуває відмови типу тайм-аут, тобто показує кращу стійкість



до сильних деградацій сенсорів у порівнянні із класичним KF.

Таблиця 7. Ключові результати серії експериментів А

Профіль	Успішність, %		RMSE позиції, м		RMSE швидкості, м/с		RMSE yaw, рад	
	KF	IMM	KF	IMM	KF	IMM	KF	IMM
CLEAN	100	100	0.201	0.165	0.079	0.080	0.0018	0.0018
WEAK	100	100	0.248	0.227	0.085	0.087	0.0019	0.0019
MODERATE	75	75	0.191	0.230	0.098	0.007	0.0030	0.0029
STRONG	30	50	0.320	0.342	0.234	0.070	0.0078	0.0031

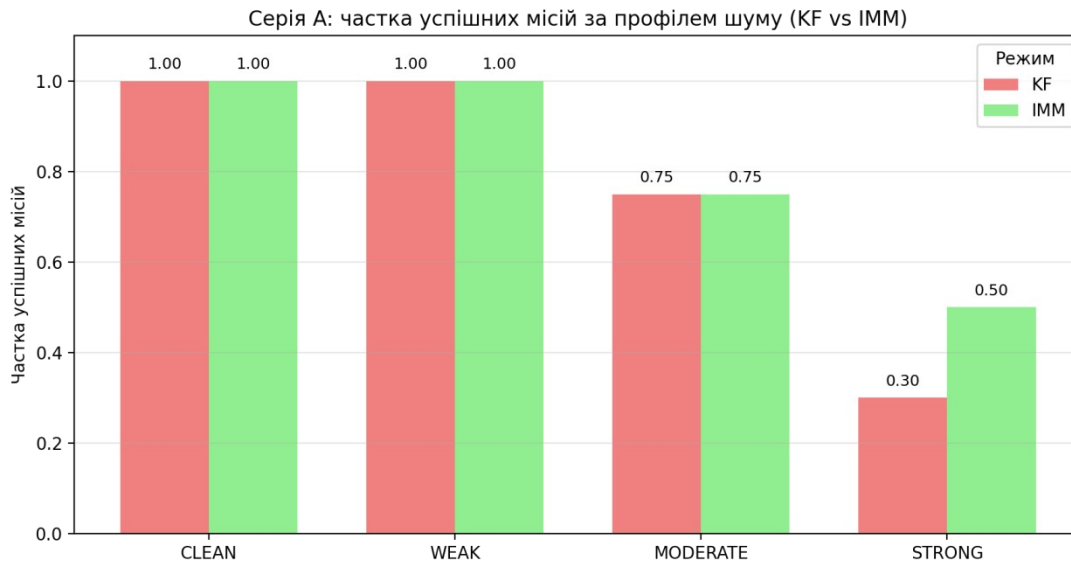


Рис. 1. Частки успішних прогонів для різних шумових профілів для KF та IMM

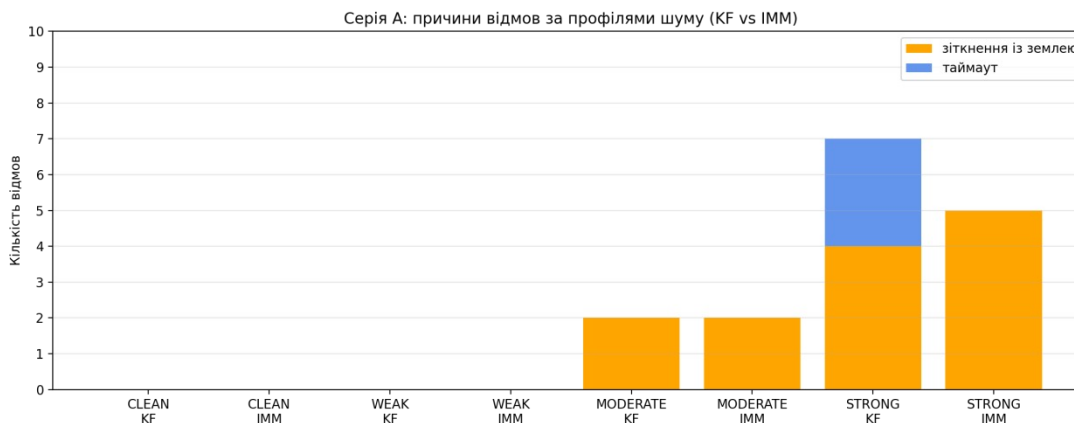


Рис. 2. Причини відмов в прогонах для різних шумових профілів для KF та IMM

### Серія В: коректність виявлення перемикаць шумових режимів

Серія В призначена для перевірки внутрішньої коректності перемикання режимів в IMM-KF. Для цього створюються детерміновані сценарії, де деградація одного сенсора вмикається в відомому інтервалі (у часі або просторі), і ми очікуємо що при цьому апостеріорні ймовірності

режимів  $\mu(t)$  змістяться у бік відповідного поганого режиму - наприклад, of\_bad - а після завершення деградації повернуться до нормального режиму. Для спрощення інтерпретації використовується контроль по істинним координатам (ground truth control): автопілот керує дроном на основі істинного стану, щоб траєкторія була стабільною і не руйнувалась через

помилки оцінювача, і вимірювались саме реакції IMM на деградації.

У цій серії використано три сценарії перемикання режимів із чіткою схемою активації:

**B1: LiDAR bias zone** (просторова зона). Визначається зона радіуса 15 м на траєкторії польоту, і, коли дрон потрапляє в цю зону - до LiDAR застосовується сталий зсув позиційного вимірювання по одній з осей (x): [0.8,0,0]. Це чистий тест просторового перемикання.

**B2: Optical flow square-wave bias** (часове вікно). В деякому інтервалі кроків симуляції (180-360) до вимірів optical flow додається зміщення, що змінює знак кожні 20 кроків:  $\pm 1.5 \text{ м/с пов}_x$ . Це тест на реакцію IMM на періодичний зсув у заданому часовому вікні.

**B3: Optical flow dropout/hold blocks** (часове вікно із блоками). У кроках 220-420 реалізується детермінований шаблон блоків довжиною по 30 кроків, що чергує hold (повторювані виміри із сенсора) із блоками сильного шуму.

Для прогонів симуляції використовуються 3 сіди, сумарно по 6 прогонів KF та IMM+KF для кожного сценарія, всього 18 прогонів.

В цій серії експериментів зберігались дані окремих прогонів із покроковою історією симуляції та sensor fusion із даними про режими, їх перемикання та ймовірності. Також створюється агрегований файл із обробленою інформацією про успішність перемикання режимів.

### **Результати експериментів серії B**

Ключові агреговані метрики сценаріїв серії B наведено в таблиці 8.

У всіх трьох сценаріях IMM демонструє очікувану реакцію на перемикання: середнє  $\mu_{bad}$  у активних інтервалах суттєво більше, ніж поза ними, а хибні спрацювання поза деградацією залишаються дуже

низькими. Це підтверджує що  $\mu(t)$  є придатним індикатором зміни якості вимірювань в сценаріях перемикання режимів шуму.

У сценарії B1 (LiDAR bias zone) спостерігається майже ідеальне розділення активної зони деградації і ділянок поза нею, затримка входу і виходу близька до 1 кроку,  $\mu_{bad}$  поза зоною практично нульова навіть на 95-му перцентилі. Тобто просторовий тригер деградації - локальна зона - відстежується чисто і без інерції.

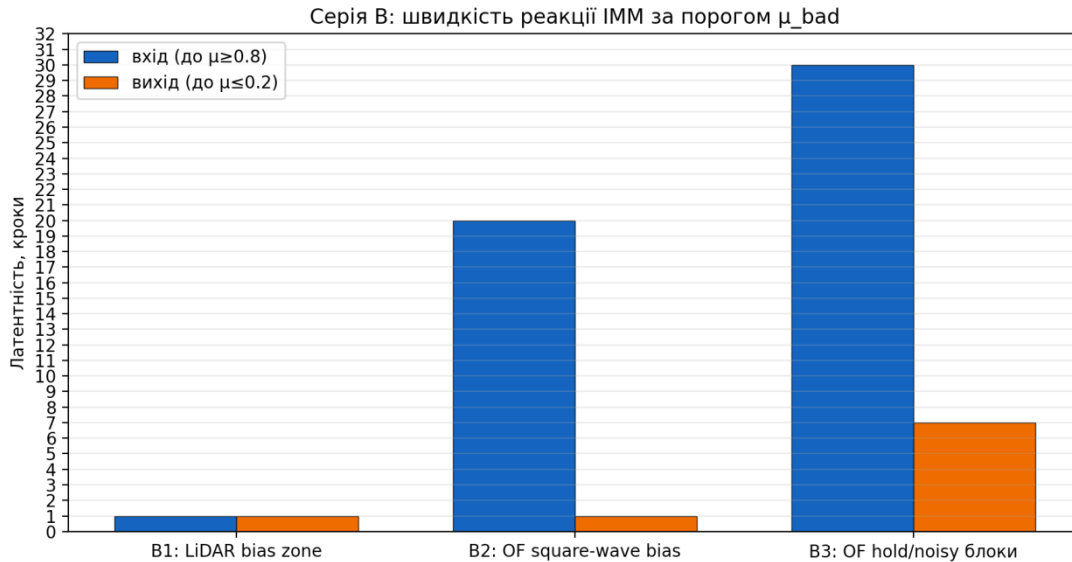
У сценарії B2 (optical flow square-wave bias) реакція IMM є менш рівномірною в часі. Контраст  $\mu_{bad}$  між активним і неактивним інтервалами становить  $\Delta_\mu=0.284$ , медіана  $\mu_{bad}$  в активній зоні дуже мала (0.0057), а детекція `best_mode=bad` тримається лише 27.2% активного часу. Це узгоджується з природою square-wave (зміна знаку кожні 20 кроків) і інерцією IMM: режим встигає підхоплювати деградацію, але вона не завжди стабілізується в bad-режимі на більшості активних кроків.

У сценарії B3 (optical flow dropout/hold) IMM показує найбільший контраст за рівнем  $\mu$  ( $\Delta_\mu=0.503$ , медіана  $\mu_{bad}$  в active = 0.82). Проте водночас спостерігається і найбільша інерція виходу (7 кроків у медіані), а також трохи більші false positives поза деградацією. Важливий якісний результат цього сценарію - те, що  $\mu_{bad}$  поводить майже дискретно: у шумних блоках  $\mu_{bad}$  майже 1.0, а у hold-блоках близько 0.12. Тобто IMM містить достатньо інформації для надійного відокремлення активної деградації від нормального режиму, а порогову інтерпретацію слід калібрувати під конкретний сценарій.

Порівняння наочних ознак інерційності, тобто час, який потрібен IMM для реакції на появу чи припинення `bad_mode` тієї чи іншої природи, наведено на рис. 3.

Таблиця 8. Ключові агреговані метрики за сценарієм

Сценарій	$bad\_mode$	$\Delta\mu_{bad}$	AUC	$bad\_mode=bad$	FP best mode	Lat_on до $\mu \geq 0.8$	Lat_off до $\mu \leq 0.2$
B1	lidar bad	0.369	0.997	53.8%	0.08	1	1
B2	of bad	0.284	0.860	27.2%	0.19	20	1
B3	of bad	0.503	0.761	51.5%	0.87	30	7

Рис. 3. Кількість кроків, через які IMM реєструє появу та припинення  $bad\_mode$  в залежності від сценарія

### Висновки

Проведені експерименти показали, що інтеграція IMM-KF підвищує адаптивність оцінювача стану змінних деградацій сенсорів і дає практичний виграв у найскладніших умовах без зміни автопілота. У серії А IMM не погіршив роботу в легких профілях (CLEAN і WEAK), а в STRONG підвищив успішність місії з 30% до 50% і усунув відмови типу тайм-аут. За точністю на успішних прогонах різниця RMSE позиції в сильному профілі була невеликою, але IMM дав помітно кращу стабільність уав, що узгоджується з більш стійким керуванням і меншою ймовірністю втрати можливості досягнення цілі.

Серія В підтвердила коректність механізму перемикання режимів IMM. Вектор ймовірностей  $\mu(t)$  стабільно відрізняв активні ділянки деградації від неактивних при низьких хибних спрацюваннях, а найчистіша реакція спостерігалась у випадку LiDAR bias

zone: майже ідеальне розділення і мінімальні затримки. У часових сценаріях для optical flow реакція також була узгодженою, але проявилися очікувані ефекти інерційності: при square-wave bias дискретний best\_mode не домінував у bad-режимі на всьому активному вікні, а в сценарії dropout/hold блоків вихід з bad-режиму був повільнішим і супроводжувався дещо вищими false positives.

Сильні сторони підходу із IMM - стабільність у сильних умовах, сумісність із існуючою схемою керування та наявність інтерпретованого діагностичного сигналу -  $\mu(t)$ , який відображає зміну якості сенсорів. Обмеження - залежність ефекту від тонкого налаштування матриці переходів і множників коваріацій, а також те, що поточні режими здебільшого моделюють деградації через масштабування R, а не через явне оцінювання bias. Подальший розвиток

доцільно спрямувати на систематичний підбір параметрів IMM, додавання режимів для компаса та інших деградацій, а також на явне моделювання bias і робастні/адаптивні фільтри (Student-t, adaptive KF, EKF/UKF) або використання  $\mu(t)$  як сигналу для адаптації гейтингу і керування довірою до сенсорів на рівні всієї системи.

### Література

1. Русанова О., Морозов-Леонов О. Спосіб прийняття рішень в навігації дрону в умовах заглушення датчиків на основі фільтра Калмана // Measuring and Computing Devices in Technological Processes. – 2025. – № 3. – С. 92–98. – DOI: 10.31891/2219-9365-2025-83-12.

2. Khan A., Iqbal Bhatti A. Comparison between Kalman Filter and Interacting Multiple Model using 2-D trajectories // 1st International Conference on Electrical, Communication and

Computer Engineering (ICECCE 2019), Swat, Pakistan, 24-25 July 2019. – IEEE, 2019. – Article 8940755. – DOI: 10.1109/ICECCE47252.2019.8940755.

3. Nguyen, V. D., Claussen, T. Individual-Gating-by-Sorting in MHT // Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion (FUSION 2014). - Salamanca, Spain, 7-10 July 2014. - P. 1-8. - [Електронний ресурс] // Amazonaws.com – Режим доступу:

[https://confcats\\_isif.s3.amazonaws.com/web-files/event/proceedings/html/2014Proceedings/papers/fusion2014\\_submission\\_177/paper177.pdf](https://confcats_isif.s3.amazonaws.com/web-files/event/proceedings/html/2014Proceedings/papers/fusion2014_submission_177/paper177.pdf)

4. Shin D., Yi S., Park K.-m., Park M. An Interacting Multiple Model Approach for Target Intent Estimation at Urban Intersection for Application to Automated Driving Vehicle // Applied Sciences. – 2020. – Vol. 10, No. 6. – Article 2138. – DOI: 10.3390/app10062138.

**Русанова О.В., Морозов-Леонов О.С.**

### ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ НАВІГАЦІЙНИХ РІШЕНЬ ДРОНА НА ОСНОВІ INTERACTING MULTIPLE MODEL KALMAN FILTER

*В статті розглянуто задачу прийняття рішень у навігації дрона в зашумлених умовах і при деградації сенсорів, коли класичний фільтр Калмана з фіксованими статистиками шуму не здатний достатньо швидко адаптуватись до зміни якості вимірювань. Запропоновано і реалізовано підхід на основі Interacting Multiple Model Kalman Filter, у якому паралельно працюють кілька режимів оцінювання з різними припущеннями щодо деградації LiDAR, optical flow, IMU та компаса, а результуюча оцінка стану формується зваженим об'єднанням за апостеріорними ймовірностями режимів.*

*Оцінювання проведено у симуляції польоту дрона за двома серіями експериментів. У серії А виконано порівняння KF та IMM-KF на чотирьох рівнях шуму, де вимірювалась частота успіху, тривалість місії та RMSE оцінки стану на успішних прогонах, а також причини відмов. У серії В перевірено коректність механізму перемикавання режимів IMM у контрольованих сценаріях просторових і часових деградацій. Проаналізовано ймовірності режимів, визначення режиму шуму дроном, контраст активних і неактивних інтервалів і затримки перемикавання. Результати показують, що IMM-KF підвищує стійкість у сильних деградаціях без зміни автопілота, а метрика ймовірностей режимів є інтерпретованим індикатором зміни якості сенсорних вимірювань.*

**Ключові слова:** дрон, прийняття рішень, невизначена інформація, фільтр Калмана, KF, IMM-KF.

**Rusanova O. V., Morozov-Leonov O. S.**

**IMPROVING THE RELIABILITY OF DRONE NAVIGATION SOLUTIONS BASED ON THE INTERACTING MULTIPLE MODEL KALMAN FILTER**

*The article considers the problem of decision-making in drone navigation in noisy conditions and with sensor degradation, when the classic Kalman filter with fixed noise statistics is unable to adapt quickly enough to changes in measurement quality. An approach based on the Interacting Multiple Model Kalman Filter is proposed and implemented, in which several estimation modes with different assumptions about the degradation of LiDAR, optical flow, IMU, and compass work in parallel, and the resulting state estimate is formed by a weighted combination of the posterior probabilities of the modes.*

*The evaluation was performed in a drone flight simulation in two series of experiments. In series A, a comparison of KF and IMM-KF was performed at four noise levels, where the success rate, mission duration, and RMSE of the state estimation on successful runs were measured, as well as the causes of failures. In series B, the correctness of the IMM mode switching mechanism was verified in controlled scenarios of spatial and temporal degradations. The probabilities of modes, the determination of the noise mode by the drone, the contrast between active and inactive intervals, and the switching delay were analyzed. The results show that IMM-KF increases stability in strong degradations without changing the autopilot, and the mode probability metric is an interpretable indicator of changes in the quality of sensor measurements.*

**Keywords:** drone, decision making, uncertain information, Kalman filter, KF, IMM-KF

*Стаття подана до редакції: 12/12/2025*

*Стаття прийнята до опублікування: 21/12/2025*

*Стаття опублікована: 30/12/2025*

*Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0*