УДК 004.8 DOI 10.18372/2073-4751.87.21692

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

ПІДВИЩЕННЯ ПЛАВНОСТІ АДАПТАЦІЇ IMM-KF АВТОНОМНОГО ДРОНА ЗА НЕПЕРЕРВНОГО МАСШТАБУВАННЯ КОВАРІАЦІЇ ВИМІРЮВАЛЬНОГО ШУМУ

Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”

Вступ

Реальне застосування автономних літальних апаратів часто пов’язано із середовищами, у яких якість сенсорних вимірювань не є стабільною. Зростання шуму, забракування окремих спостережень, утримання попередніх значень, імпульсні викиди та систематичні зміщення можуть тимчасово знижувати точність окремих джерел навігаційної інформації. За таких умов якість локалізації залежить не лише від кількості бортових сенсорів, а й від здатності системи sensor fusion виявляти зміну їхньої достовірності та відповідно коригувати внесок кожного вимірювання в оцінку стану.

У минулій роботі [1] було досліджено поєднання даних IMU, optical flow, LiDAR та компаса за допомогою класичного фільтра Калмана. Такий підхід забезпечував прийнятну якість оцінювання за слабкого та середнього зашумлення, але втрачав ефективність при істотній зміні характеристик вимірювального шуму. Подальший розвиток схеми sensor fusion на основі Interacting Multiple Model Kalman Filter (IMM-KF) було запропоновано в наступній роботі [2]. IMM-KF паралельно підтримує декілька гіпотез щодо стану сенсорів та об'єднує оцінки за апостеріорними ймовірностями режимів. Теоретичні засади IMM-алгоритму для систем із марковським перемиканням режимів сформульовано в роботі [3].

Звичайний IMM-KF використовує наперед визначені моделі та фіксовані в межах кожної моделі коваріації вимірювального шуму, тому не повною мірою враховує поступову зміну якості даних усередині режиму. У навігаційних системах для подолання цього обмеження застосовують innovation-based адаптивну фільтрацію, у якій статистики інновацій використовуються для коригування коваріацій шуму процесу або вимірювань [4]. Сучасні дослідження розвивають цей підхід у напрямі ідентифікації невідомих коваріацій шуму та їх динамічного коригування [5], зокрема для навігації груп БПЛА [6] і високоточного позиціювання на основі об’єднання даних IMU та UWB [7]. Актуальність мультисенсорного оцінювання також підтверджується дослідженнями навігації БПЛА за відсутності GNSS [8] та деградації окремих сенсорних каналів [9]. Паралельно розвиваються модифікації IMM-KF, що поєднують множинні моделі з робастними cubature Kalman filter [10] або correntropy-based оцінюванням для зменшення впливу аномальних вимірювань [11]. У доповіді [12] цей напрям було розвинено шляхом введення reliability-aware layer, який об’єднує діагностичні ознаки сенсора в евристичну оцінку достовірності та використовує її

для дискретного масштабування коваріації вимірювального шуму.

Ступінчасте масштабування коваріації є простим для практичної реалізації, проте спричиняє різкі зміни ваги сенсора при перетині порогів достовірності, при цьому можливе істотне зменшення впливу важливого сенсора, наприклад, LiDAR. Мотивація поточного дослідження полягає у альтернативному масштабуванню за допомогою неперервного кусково-лінійного закону, який використовує ті самі пороги та граничні множники, але змінює коваріацію плавно. Основна увага приділяється порівнянню звичайного IMM-KF, дискретного адаптивного IMM-KF і неперервного адаптивного IMM-KF за точністю оцінювання, плавністю адаптації та поведінкою окремих сенсорів.

Наукова новизна роботи полягає в розробці сенсорно-специфічного неперервного механізму перетворення евристичної оцінки достовірності в множник коваріації вимірювального шуму в межах чотирирежимного IMM-KF. На відміну від адаптивних фільтрів, які оцінюють або динамічно коригують коваріації шуму на основі вимірювань, статистик оцінювання та накопиченої інформації [5–7], і робастних модифікацій IMM-KF, що змінюють алгоритм окремих фільтрів або критерій об'єднання їхніх оцінок [10, 11], запропонований підхід зберігає структуру IMM-KF та використовує комплексну оцінку достовірності, сформовану за поточними й накопиченими діагностичними ознаками сенсора та ймовірностями режимів. Згладжена достовірність попереднього кроку причинно визначає окремий множник для optical flow, LiDAR і компаса, а кусково-лінійний закон усуває розриви дискретного відображення, зберігаючи його пороги та граничні значення. Ефективна коваріація впливає як на Kalman gain, так і на Mahalanobis gating, тому механізм реалізує узгоджену адаптацію ваги та умов прийняття вимірювання. Експериментальна новизна полягає в ізольованому парному порівнянні дискретного і неперервного законів за незмінності всіх інших компонентів оцінювача.

Постановка задачі, гіпотези та мета дослідження

Розглядається оцінювання стану автономного дрона за нестаціонарної деградації optical flow, LiDAR або компаса. Порівнювані методи мають спільні модель руху, набір вимірювань, 4-режимний IMM-KF, гейтинг за квадратичною відстанню Махаланобіса та механізм оцінювання достовірності. Адаптивні методи відрізняються лише законом перетворення згладженої достовірності в множник коваріації вимірювального шуму.

Перевіряється, чи зменшує неперервний закон різкість зміни множника без практично значущого погіршення сукупної точності порівняно з дискретним. Основна гіпотеза передбачає незменшення якості неперервного adaptive IMM-KF за межею +5% цільового для відповідного сенсора RMSE. Перевага за точністю підтверджується, якщо верхня межа 95%-го bootstrap-довірчого інтервалу відносної зміни RMSE є нижчою за нуль.

Межу незменшення якості в +5% було задано до проведення confirmatory-серії як інженерно допустиму відносну зміну сенсорно-відповідного RMSE. Такий рівень відокремлює невелику втрату точності, прийнятну в обмін на істотне підвищення плавності адаптації, від погіршення, яке могло б нівелювати практичну користь неперервного методу. Відносне подання межі дає змогу застосувати спільний критерій до похибок положення, швидкості та курсу, що мають різні одиниці вимірювання. Значення 5% є прийнятим у цій роботі практичним припущенням, а не універсальною межею безпечності.

Вторинними критеріями є незменшення якості відносно базового IMM-KF, зменшення максимальної та середньоквадратичної однокрокової зміни множника і відсутність практично значущого погіршення в номінальному сценарії. Поведінка трьох сенсорів також

аналізується на mild, moderate та severe рівнях деградації.

Мета роботи - розробити неперервний reliability-aware IMM-KF та в парному confirmatory-експерименті порівняти його з дискретним адаптивним і базовим IMM-KF за точністю, плавністю адаптації та сенсорно-специфічною поведінкою.

Модель стану, сенсорів та 4-режимного IMM-KF

Стан дрона описується положенням, лінійною швидкістю та кутом курсу:

$$x_t = [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \psi]^T \quad (1)$$

Прогноз положення та швидкості виконується за дискретною моделлю руху, у якій прискорення вважається сталим у межах одного часового кроку. Положення оновлюється з урахуванням попередньої швидкості та переміщення, зумовленого прискоренням, а швидкість — шляхом накопичення його впливу протягом інтервалу дискретизації. Оскільки акселерометр IMU формує вимірювання у зв'язаній із дроном системі координат, перед використанням у моделі лінійне прискорення перетворюється у світову систему координат відповідно до поточної орієнтації апарата. Це дає змогу коректно враховувати напрямок руху незалежно від орієнтації корпусу.

Кут курсу прогнозується інтегруванням виміряної IMU кутової швидкості навколо вертикальної осі з подальшим приведенням результату до встановленого діапазону кутів. Дані IMU використовуються як вхід моделі руху, тоді як уточнення прогнозованого стану здійснюється за вимірюваннями optical flow, LiDAR/ICP і компаса. Під час кожного кроку коваріація прогнозу збільшується відповідно до заданого шуму моделі, враховуючи похибки інерціальних вимірювань, дискретизацію та невраховану динаміку дрона. За відсутності нового IMU-вимірювання прогноз продовжується на основі моделі, але його невизначеність додатково підвищується до надходження актуальних інерціальних даних.

Перед коригуванням кожне доступне вимірювання перевіряється за квадратичною відстанню Махаланобіса. Пороги, а саме 90-відсоткові квантилі розподілу 2 з різною кількістю ступенів свободи, дорівнюють 4.605 для optical flow, 6.251 для LiDAR та 2.706 для компаса. Вимірювання, яке перевищує відповідний поріг, не використовується в поточному Kalman update.

IMM-KF містить чотири моделі з однаковим вектором стану та різними припущеннями щодо коваріації correction-сенсорів.

Таблиця 1. Джерела навігаційної інформації дрона

Джерело	**Вимірювана величина**	**Використання в оцінювачі**
IMU	Лінійне прискорення та кутові швидкості	Прогноз швидкості, положення і курсу
Optical flow	Горизонтальні компоненти швидкості	Корекція швидкості вздовж горизонтальних осей
LiDAR та ICP	Відносне переміщення між послідовними сканами	Корекція швидкості; вплив на положення є опосередкованим
Компас	Абсолютний кут курсу	Безпосередня корекція yaw

Таблиця 2. Множники базової коваріації вимірювального шуму

Режим	**Optical Flow**	**LiDAR**	**Compass**
normal	1	1	1
of_bad	25	1	1
lidar_bad	1	25	1
compass_bad	1	1	25

Імовірність залишитися в поточному режимі дорівнює 0.99, а решта 0.01 рівномірно розподіляється між трьома переходами. На кожному кроці IMM-KF змішує попередні оцінки, виконує незалежний прогноз і корекцію в кожній моделі, оновлює ймовірності режимів за правдоподібністю вимірювань та формує зважену оцінку стану. Для кута курсу під час змішування й об'єднання використовується циклічне середнє.

Базову фізичну модель дрона та загальну структуру симуляційного середовища описано в [2]; конфігурацію сенсорів і чотирирежимного оцінювача, використану в цьому дослідженні, наведено в цій роботі.

Діагностика, метрики та евристична оцінка sensor reliability score

Діагностичний шар застосовується окремо до optical flow, LiDAR і компаса. Для кожного сенсора на поточному кроці фіксуються квадратична відстань Махаланобіса, норма інновації, прийняття або відхилення вимірювання, dropout, hold та доступність нового зразка. Відстань для діагностики обчислюється з базовою коваріацією, тому адаптивне збільшення коваріації не приховує невідповідність вимірювання прогнозу.

Поточні ознаки доповнюються статистиками ковзного вікна довжиною 50 кроків, що за кроку 0.02 с відповідає одній секунді. У вікні обчислюються середня квадратична відстань Махаланобіса, середня норма інновації, частота rejection, dropout, hold і доступності. До reliability score входять нормована поточна та середня в межах вікна квадратична відстань Махаланобіса, поточні бінарні ознаки, частоти подій у вікні та ймовірність bad-режиму відповідного сенсора.

Нормована відстань дорівнює відношенню квадратичної відстані Махаланобіса до подвійного порога гейтинга з обмеженням діапазоном від нуля до одиниці. Значення 0.5 відповідає досягненню порога, а 1 - подвійному порогу або більшій відстані.

Необроблену оцінку достовірності можна описати як

$$r_{s,k}^{raw} = clip\left(1 - \sum_j \quad w_j f_{j,s,k}\right) \quad (2)$$

де s - конкретний сенсор,

k - номер поточного кроку (ітерації) симуляції,

j - номер діагностичної ознаки,

f - значення ознаки для сенсора в конкретному кроці симуляції,

w - ваговий коефіцієнт цієї оцінки,

clip(...) - проекція значення в інтервал [0, 1].

Таблиця 3. Ознаки та їх ваги

Ознака	**Поточна вага**	**Вага у ковзному вікні**
Нормована відстань Махаланобіса	0.30	0.15
Rejection	0.30	0.25
Dropout	0.45	0.30
Hold	0.25	0.20
Ймовірність відповідного bad-режиму IMM-KF	0.35	-

Вагові коефіцієнти задано евристично до проведення confirmatory-серії з урахуванням безпосередності, значущості та часової актуальності діагностичних ознак. Найбільшу поточну вагу 0,45 має dropout, оскільки він означає відсутність нового вимірювання. Імовірність несправного режиму IMM має вагу 0,35, а нормована інновація та відхилення вимірювання гейтингом — по 0,30. Для hold використано вагу 0,25, оскільки повторення застарілого значення є менш критичним, ніж повна відсутність даних. Ваги віконних ознак зменшено до

0,15–0,30, щоб накопичена історія не переважала поточний стан сенсора. Ці коефіцієнти визначають величину штрафів, а не ймовірності, тому їхня сума не повинна дорівнювати одиниці; підсумкову оцінку обмежено інтервалом від 0 до 1.

Оцінка є евристичним індикатором, а не каліброваною ймовірністю справності: декілька її складових залежать одна від одної. Наприклад, велика інновація може одночасно підвищити квадратичну відстань Махаланобіса, спричинити rejection і збільшити ймовірність bad-режиму.

Перед використанням оцінка згладжується експоненційним ковзним середнім із коефіцієнтом 0.90. Початкове значення для кожного сенсора дорівнює одиниці. Множник коваріації на поточному кроці визначається за згладженою reliability попереднього кроку; нове вимірювання не може змінити власну коваріацію до обчислення інновації.

Для оцінювання результатів використовуються сенсорно-відповідні метрики: velocity RMSE для optical flow, position RMSE для LiDAR та yaw RMSE для компаса. Плавність адаптації характеризується максимальною і середньоквадратичною однокроковою зміною множника коваріації. Clean-сценарій використовується для контролю RMSE положення, швидкості та курсу за нормальної роботи сенсорів, без штучного погіршення якості їхніх вимірювань.

Дискретне та неперервне відображення reliability в множник коваріації

Обидва адаптивні методи використовують однакові оцінки достовірності, пороги 0.75 і 0.40 та граничні множники 1, 5 і 25. Відмінність полягає лише у формі відображення.

Таблиця 4. Числові характеристики законів зміни множника коваріації

Діапазон reliability	Дискретний закон	Неперервний закон
Від 0.75 до 1.00	1	1
Від 0.40 до 0.75	5	Лінійна зміна від 1 до 5
Від 0 до 0.40	25	Лінійна зміна від 5 до 25

Дискретний метод легко інтерпретувати, але незначне зниження reliability нижче 0.75 змінює множник з 1 до 5, а перетин порога 0.40 - з 5 до 25. Неперервний закон проходить через ключові точки, усуваючи розриви на порогах (рис. 1). Він може частіше змінювати множник, але величина одного кроку очікувано є меншою.

Режимний та адаптивний множники розглядаються як альтернативні оцінки невизначеності одного сенсора. Для кожної моделі IMM-KF використовується більший із них, причому його значення не може перевищувати 25. Ефективна коваріація використовується і в Kalman update, і в Mahalanobis gating. Її збільшення зменшує вагу прийнятого вимірювання, але одночасно розширює область його прийняття. Запропонований механізм є спільною адаптацією weighting і gating, а не лише зміною Kalman gain.

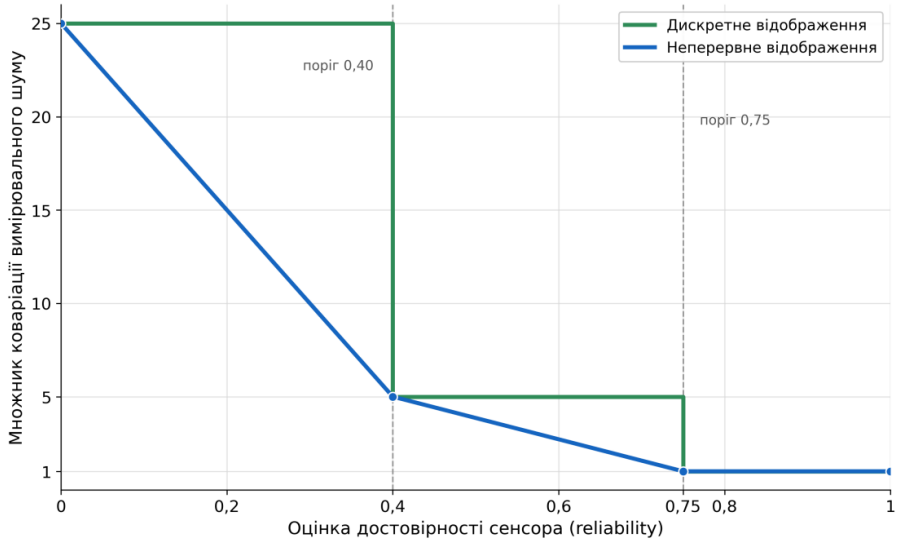

Рис. 1. Відображення reliability в множник коваріації

Дизайн та параметри експериментів

Порівняння виконано за парним Monte Carlo-дизайном. У межах одного seed три методи отримують однакові початковий стан, середовище, фізичну траєкторію, випадкові вимірювання та заданий профіль погіршення якості вимірювань. Керування використовує ground-truth стан, що ізолює похибку оцінювача від впливу автопілота.

Таблиця 5. Методи експериментів

Метод	IMM-KF	Відображення reliability
IMM	Чотири режими	Вимкнене
ADAPTIVE_IMM_DISCRETE	Чотири режими	Дискретне 1/5/25
ADAPTIVE_IMM_CONTINUOUS	Чотири режими	Неперервне кусково-лінійне

Основна серія містить clean negative control і три сценарії, у яких окремо деградується optical flow, LiDAR або компас. Стандартне відхилення шуму змінюється за трапецієподібним профілем: номінальний інтервал, поступове зростання, плато, поступове відновлення і повторний номінальний інтервал.

Таблиця 6. План експериментальних прогонів по фазах

Частина прогону	Кількість кроків
До деградації	60
Поступове зростання	105
Плато	35
Поступове відновлення	105
Після деградації	75
Усього	380

Множник стандартного відхилення змінюється від 1 до 8 і навпаки лінійно у шкалі log2, утворюючи логарифмічно-трапецієподібний профіль. Максимальному множнику 8 відповідає збільшення дисперсії у 64 рази. Mild охоплює множник стандартного відхилення від 1 до 2, moderate - від 2 до 4, severe - від 4 до 8.

Confirmatory-серія використовує 50 seed від 10000 до 10049, які не перетинаються з tuning-діапазоном 1000–1014. Повна матриця містить 4 сценарії, 3 методи та 50 seed, тобто 600 запусків.

Параметри методу зафіксовано до аналізу confirmatory-даних.

Основний endpoint для кожного seed утворюється у два етапи. Спочатку для кожного деградованого сенсора обчислюється відносна зміна сенсорно-відповідного RMSE неперервного методу проти дискретного під час активної деградації. Потім три відносні зміни усереднюються в межах seed. Bootstrap виконується над 50 отриманими значеннями, а не над часовими кроками; використано 50 000 повторних вибірок і 95-відсотковий довірчий інтервал.

До вторинних даних належать ті самі попарні зміни неперервного методу відносно звичайного IMM-KF, RMSE окремо для mild, moderate і severe, максимальна та середньоквадратична однокрокова зміна множника, а також position, velocity і yaw RMSE у clean-сценарії. Для пояснення механізму зберігаються reliability, фактичний множник, діагностична квадратична відстань Махаланобіса, рішення gating і ймовірності режимів IMM-KF. Час виконання, ознака досягнення цілі та тривалість місії не використовуються для висновку про метод, оскільки прогін має фіксовані 380 кроків і estimator-only керування.

Результати експериментів

Усі 600 запусків було завершено; пропущених і дубльованих комбінацій немає. Основна відносна зміна неперервного adaptive IMM-KF проти дискретного становила +0.313%, а 95-відсотковий bootstrap-довірчий інтервал - від −1.937% до +2.657%. Верхня межа є нижчою за встановлену межу +5%, тому підтверджено незменшення якості неперервного методу. Довірчий інтервал перетинає нуль, тому перевагу за сукупним RMSE не доведено.

У вторинному порівнянні неперервного adaptive IMM-KF зі звичайним IMM-KF середня зміна становила +1.825% із довірчим інтервалом від −0.771% до +4.624%. Це також відповідає критерію незменшення якості, але не підтверджує переваги. Додаткове порівняння дискретного adaptive IMM-KF зі звичайним IMM-KF дало +3.361% із довірчим інтервалом приблизно від −0.138% до +7.178%; інтервал перетинає нуль і межу +5%, тому результат є невизначеним.

Таблиця 7. Основні результати експериментів

Метод-кандидат	**Референтний метод**	**Середня зміна**	**95% bootstrap CI**	**Висновок**
Неперервний adaptive IMM-KF	Дискретний adaptive IMM-KF	+0.313%	−1.937%…+2.657%	Незменшення якості; перевагу не доведено
Неперервний adaptive IMM-KF	Звичайний IMM-KF	+1.825%	−0.771%…+4.624%	Вторинне незменшення якості
Дискретний adaptive IMM-KF	Звичайний IMM-KF	+3.361%	−0.138%…+7.178%	Невизначений додатковий результат

Найвиразніша різниця між методами стосується плавності адаптації (рис. 2). Середнє парне відносне зменшення максимальної однокрокової зміни множника становило 90.183%, а середньоквадратичної однокрокової зміни - 77.121%. За абсолютними агрегованими значеннями перший показник зменшився з 20.000 до 1.963, а другий - з 2.174 до 0.468. Неперервний метод мав менші значення обох показників у всіх 50 парних запусках. Водночас він змінював множник частіше, але значно меншими кроками.

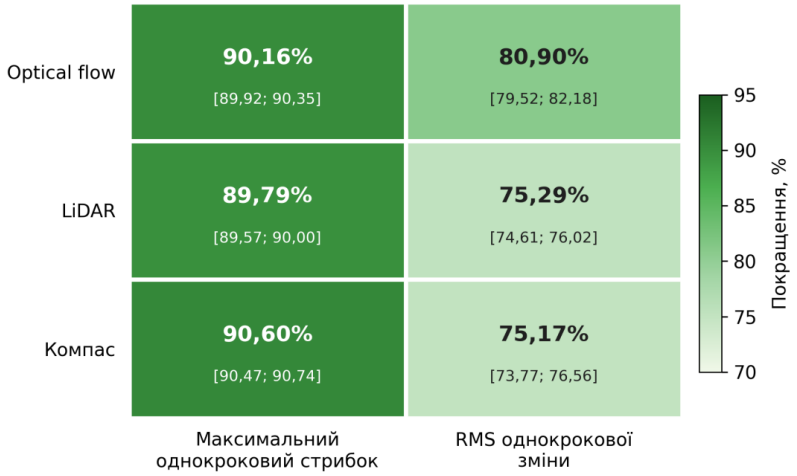

Рис. 2. Покращення плавності зміни множника коваріації

Відносне зменшення обчислено окремо для кожної парної реалізації з однаковим seed, після чого усереднено; тому воно не дорівнює відносній зміні наведених агрегованих середніх значень.

Таблиця 8. Показники однокрокових змін множника

Показник	**Дискретний метод**	**Неперервний метод**	**Середнє парне відносне зменшення**
Максимальна однокрокова зміна	20.0	1.963	−90.183%
RMS однокрокової зміни	2.174	0.468	−77.121%

У clean-сценарії неперервний метод не спричинив погіршення: відносна зміна position RMSE становила −0.587%, velocity RMSE −0.480%, yaw RMSE −0.142%. Розмір змін є меншим за один відсоток, тому цей результат свідчить насамперед про відсутність небажаного ефекту в номінальних умовах.

Сенсорно-специфічні результати відрізнялися. Для optical flow неперервний метод зменшив velocity RMSE відносно дискретного на 0.623%, а довірчий інтервал становив від 0.251% до 1.044% зменшення. Порівняно зі звичайним IMM-KF зміна дорівнювала −0.010% із довірчим інтервалом від −0.156% до +0.118%, тобто точність була практично однаковою.

Для LiDAR неперервний метод змінив position RMSE відносно дискретного на −0.849%, але довірчий інтервал від −6.485% до +4.914% не підтвердив переваги. Порівняння зі звичайним IMM-KF дало +3.310% із широким інтервалом від −3.864% до +11.241%. Висока невизначеність пов'язана з тим, що ICP надає відносне переміщення, яке коригує швидкість, а position RMSE формується опосередковано через її інтегрування.

Для компаса неперервний метод збільшив yaw RMSE відносно дискретного в середньому на 2.411%, а довірчий інтервал становив від −0.979% до +6.352%. Погіршення зосереджене в проміжній області: на mild-рівні воно дорівнювало 7.754%, на moderate - 7.268%, тоді як на severe-рівні методи мали близьку точність. Порівняно зі звичайним IMM-KF на moderate-рівні yaw RMSE збільшився на 13.963% із довірчим інтервалом від 8.376% до 19.834%, що перевищує практичну межу.

Таблиця 9. Показники сенсорів в порівнянні адаптивних методів IMM-KF

Сенсор	Неперервний проти дискретного	95% bootstrap CI	Середній множник: неперервний / дискретний
Optical flow	−0.623% velocity RMSE	−1.044%…−0.251%	4.93 / 9.09
LiDAR	−0.849% position RMSE	−6.485%…+4.914%	11.18 / 16.55
Компас	+2.411% yaw RMSE	−0.979%…+6.352%	8.55 / 14.37

Неперервний закон у середньому менше знижував вагу всіх трьох сенсорів. Для optical flow це узгоджується зі збереженням корисної інформації частково деградованого джерела. Для компаса менший множник узгоджується з надмірною довірою до зашумленого абсолютного вимірювання курсу в mild і moderate діапазонах. Агреговані дані не дозволяють причинно відокремити вплив Kalman gain від зміни рішень Mahalanobis gating, тому це пояснення потребує покрокового аналізу на незалежних даних.

Висновки та подальші дослідження

Було розроблено єдину reliability-aware архітектуру adaptive IMM-KF із дискретним і неперервним законами масштабування коваріації вимірювального шуму. Неперервний метод підтвердив незменшення якості відносно дискретного за межею +5%, але не продемонстрував загальної переваги за RMSE. Його підтвердженою перевагою є зменшення максимального стрибка множника на 90.183% і RMS однокрокової зміни на 77.121% без практично значущого погіршення в номінальному сценарії.

Різна поведінка сенсорів показує, що плавність сама по собі не гарантує однакового покращення точності. Optical flow отримав невеликий виграш, результат LiDAR залишився невизначеним, а для компаса виявлено слабке місце у проміжному діапазоні деградації. Дослідження свідомо ізолює роботу оцінювача за ground-truth control і окремої variance-деградації, що забезпечує чисте парне порівняння; перевірка mission success, одночасних відмов, bias, dropout і hold залишається предметом окремих експериментів.

Наступна запланована робота буде присвячена часовій динаміці reliability, а не зміні неперервного відображення в множник коваріації. Поточне симетричне згладжування замінюватиметься асиметричним механізмом із швидкою втратою та повільним відновленням довіри. Формула необробленої reliability, її ваги, неперервний закон, моделі сенсорів і IMM-KF залишаться незмінними, що дозволить ізолювати вплив часових констант.

Основним baseline буде неперервний adaptive IMM-KF із симетричним згладжуванням, досліджений у цій статті. Для асиметричного варіанта перевірятимуться затримка виявлення, RMSE у початковому вікні після появи деградації, максимальна похибка, час відновлення, RMSE після відновлення, помилкове зниження довіри в номінальному режимі та збереження плавності множника. Часові константи й критерії мають бути налаштовані на окремій tuning-вибірці та перевірені на нових confirmatory-seed. Сенсорно-специфічні параметри доцільно досліджувати на наступному етапі, не поєднуючи їх з перевіркою асиметричної часової динаміки.

Література

1. Спосіб прийняття рішень в навігації дрону в умовах заглушення датчиків на основі фільтра Калмана / О. Русанова, О. Морозов-Леонов // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2025. – № 3. – С. 92–98. – DOI: https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-83-12

2. Підвищення надійності навігаційних рішень дрона на основі

Interacting Multiple Model Kalman Filter / О. Русанова, О. Морозов-Леонов // Проблеми інформатизації та управління. – 2025. – № 4 (84). – С. 90–102. – DOI: https://doi.org/10.18372/2073-4751.84.20900

3. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients / H. A. P. Blom, Y. Bar-Shalom // IEEE Transactions on Automatic Control. – 1988. – Vol. 33, No. 8. – P. 780–783. – DOI: https://doi.org/10.1109/9.1299

4. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS / A. H. Mohamed, K. P. Schwarz // Journal of Geodesy. – 1999. – Vol. 73, No. 4. – P. 193–203. – DOI: https://doi.org/10.1007/s001900050236

5. On the identification of noise covariances and adaptive Kalman filtering: a new look at a 50 year-old problem / L. Zhang, D. Sidoti, A. Bienkowski, K. R. Pattipati, Y. Bar-Shalom, D. L. Kleinman // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 59362–59388. – DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2982407

6. UAV swarm navigation using dynamic adaptive Kalman filter and network navigation / J. Zhang, W. Zhou, X. Wang // Sensors. – 2021. – Vol. 21, No. 16. – Art. 5374. – DOI: https://doi.org/10.3390/s21165374

7. Adaptive extended Kalman filter-based fusion approach for high-precision UAV positioning in extremely confined environments / B. Yang, E. Yang, L. Yu, C. Niu // IEEE/ASME Transactions on Mechatronics. – 2023. – Vol. 28, No. 1. – P. 543–554. – DOI: https://doi.org/10.1109/TMECH.2022.3203875

8. Multi-sensor data fusion for autonomous unmanned aerial vehicle navigation in GPS denied environments / E. E. Elmas, M. Alkan // International Journal of Computing. – 2024. – Vol. 23, No. 4. – P. 625–636. – DOI: https://doi.org/10.47839/ijc.23.4.3762

9. Adaptive federated Kalman filtering with dimensional isolation for unmanned aerial vehicle navigation in degraded industrial environments / Q. Zhan, R. Shen, Y. Mao, Y. Shu, L. Shen, L. Yang, J. Zhang, C. Sun, F. Guo, Y. Lu // Drones. – 2025. – Vol. 9, No. 3. – Art. 168. – DOI: https://doi.org/10.3390/drones9030168

10. Interacting multiple model UAV navigation algorithm based on a robust cubature Kalman filter / X. Liu, X. Liu, W. Zhang, Y. Yang // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 81034–81044. – DOI: https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2991032

11. Weighted maximum correntropy criterion-based interacting multiple-model filter for maneuvering target tracking / L. Huai, B. Li, P. Yun, C. Song, J. Wang // Remote Sensing. – 2023. – Vol. 15, No. 18. – Art. 4513. – DOI: https://doi.org/10.3390/rs15184513

12. Оцінювання достовірності сенсорів автономного БПЛА за допомогою IMM-KF в умовах нестаціонарної деградації вимірювань / О. Морозов-Леонов // Безпека, відмовостійкість, інтелект : матеріали IX Міжнародної конференції ICSFTI 2026, м. Київ, Україна, 8 травня, 30 червня 2026 р. – Київ : НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського», видавництво «Політехніка», 2026. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://icsfti-proc.kpi.ua/article/view/365751

Русанова О.В., Морозов-Леонов О.С.

ПІДВИЩЕННЯ ПЛАВНОСТІ АДАПТАЦІЇ IMM-KF АВТОНОМНОГО ДРОНА ЗА НЕПЕРЕРВНОГО МАСШТАБУВАННЯ КОВАРІАЦІЇ ВИМІРЮВАЛЬНОГО ШУМУ

У роботі розглянуто адаптивне об'єднання даних IMU, optical flow, LiDAR/ICP і компаса в умовах поступової нестаціонарної зміни дисперсії вимірювального шуму. На основі чотирирежимного IMM-KF та єдиного діагностичного шару формується евристична оцінка достовірності кожного сенсора. Порівнюються базовий IMM-KF без reliability-адаптації, дискретний адаптивний метод із множниками 1, 5 і 25 та неперервний кусково-лінійний метод із тими самими порогами і граничними значеннями. Експеримент має парний Monte Carlo-дизайн і містить 600 запусків: чотири сценарії, три методи та 50 однакових для порівнюваних методів seed. Наукова новизна полягає в причинному сенсорно-специфічному перетворенні комплексної оцінки достовірності в неперервний множник коваріації вимірювального шуму, що усуває порогові розриви дискретної адаптації без зміни структури чотирирежимного IMM-KF.

Середня відносна зміна основного RMSE-показника неперервного методу порівняно з дискретним становила +0.313% із 95%-м бутстреп-довірчим інтервалом від −1.937% до +2.657%. Це підтверджує незменшення якості за межею +5%, але не доводить загальної переваги за точністю. Неперервний закон зменшив максимальну однокрокову зміну множника в середньому на 90.183%, а середньоквадратичну

однокрокову зміну - на 77.121%; покращення спостерігалося для кожного сенсорного сценарію в усіх 50 парних запусків. Для optical flow підтверджено невелике зменшення RMSE швидкості, для LiDAR результат залишився невизначеним, а для компаса виявлено погіршення у проміжному діапазоні деградації. Отримані результати показують, що неперервне масштабування забезпечує значно плавніше керування довірою до сенсорів без практично значущого погіршення сукупної точності оцінювання.

***Ключові слова**: автономний дрон, прийняття рішень, sensor fusion, IMM-KF, адаптивне оцінювання, достовірність сенсорів, коваріація вимірювального шуму.*

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

IMPROVEMENT OF THE SMOOTHNESS OF IMM-KF ADAPTATION OF AN AUTONOMOUS DRONE WITH CONTINUOUS SCALING OF THE MEASUREMENT NOISE COVARIANCE

The paper considers adaptive fusion of IMU, optical flow, LiDAR/ICP, and compass data under conditions of gradual nonstationary changes in the variance of measurement noise. Based on the four-mode IMM-KF and a single diagnostic layer, a heuristic assessment of the reliability of each sensor is formed. The basic IMM-KF without reliability adaptation, the discrete adaptive method with multipliers of 1, 5, and 25, and the continuous piecewise linear method with the same thresholds and boundary values are compared. The experiment has a paired Monte Carlo design and contains 600 runs: four scenarios, three methods, and 50 identical seeds for the compared methods. The scientific novelty lies in the causal sensor-specific transformation of the complex reliability estimate into a continuous coefficient of the measurement noise covariance, which eliminates the threshold discontinuities of discrete adaptation without changing the structure of the four-mode IMM-KF.

The average relative change in the main RMSE indicator of the continuous method compared to the discrete one was +0.313% with a 95% bootstrap confidence interval from −1.937% to +2.657%. This confirms non-inferiority at the +5% limit, but does not prove an overall advantage in accuracy. The continuous law reduced the maximum one-step change of the multiplier by an average of 90.183%, and the root mean square one-step change by 77.121%; the improvement was observed for each sensor scenario in all 50 paired runs. For optical flow, a small decrease in the RMSE of velocity was confirmed, for LiDAR the result remained indeterminate, and for compass, a deterioration was found in the intermediate degradation range. The obtained results show that the continuous scaling provides a much smoother control of the confidence in the sensors without a practically significant deterioration in the overall estimation accuracy.

***Keywords**: autonomous drone, decision making, sensor fusion, IMM-KF, adaptive estimation, sensor reliability, measurement noise covariance*

Стаття подана до редакції: 11*/08/2026*
Стаття прийнята до опублікування:18/08/2026
Стаття опублікована: 10/11/2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0