



АЛГОРИТМІЧНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВИСОКОТОЧНОЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ МОБІЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО ЗЛИТТЯ ДАНИХ

Розглянуто завдання неперервного визначення просторового положення рухомих платформ у середовищах, де сигнали глобальних навігаційних супутникових систем GNSS (англ. *Global Navigation Satellite System*) ослаблені, спотворені перевідбиттям або відсутні повністю. Запропоновано алгоритмічне ядро, що поєднує помилково-станний розширений фільтр Калмана з 15-вимірним вектором помилок, проміжне злиття геометричних та семантичних ознак й адаптивне зважування спостережень за поточними показниками якості кожної модальності. Розроблено дворівневу архітектуру програмного забезпечення (ПЗ), у якій ресурсомісткі обчислення винесено на бортовий модуль мовою C++, а візуалізацію телеметрії реалізовано крос-платформним клієнтом на фреймворках React Native та TypeScript. Виконано експеримент методом Монте-Карло із 50 реалізацій руху об'єкта вздовж криволінійної траскторії завдовжки 183,8 м тривалістю 120 с з імітацією похибок інерціального модуля, лазерного сканера і відеокамери. Встановлено, що некоригована інерціальна одометрія втрачає працездатність уже на десятій секунді руху об'єкта, а її остаточна похибка сягає 8376 метрів. З'ясовано, що запропоноване адаптивне злиття даних утримує середньоквадратичну похибку положення на рівні $0,159^{+0,052}$ м, що на 45,7 % менше, ніж для візуально-інерціальної одометрії з розв'язаним масштабом, і відповідає відносному дрейфу 0,13 % пройденого шляху. Оцінено вплив деградації сигналу: за туману, коли точність лазерного сканування мобільного об'єкта знижується у 3,5 раза, похибка лідарно-інерціального контуру зростає до 0,715 м, тоді як адаптивне злиття даних утримує 0,337 м, а за 30-секундної втрати лазерного сканера різниця сягає двох порядків. Виявлено, що адаптивне перерахування коваріаційної матриці спостережень дає вигоду саме за деградації модальностей, тоді як за номінальних умов його внесок статистично незначущий. Охарактеризовано закономірності накопичення похибки сканування об'єкта та обґрунтовано доцільність застосування комплексу для автономних платформ, які працюють поза зоною впевненого приймання супутникового сигналу.

Ключові слова: розширений фільтр Калмана; інерціальна навігація; лазерне сканування мобільних об'єктів; семантична сегментація мобільних об'єктів; адаптивне зважування спостережень; крос-платформний моніторинг.

Вступ / Introduction

Стрімкий розвиток автономних транспортних систем, мобільної робототехніки та інтелектуальних інформаційно-керівних комплексів зумовлює необхідність забезпечення високоточної локалізації мобільних об'єктів у режимі реального часу. Традиційні навігаційні системи, засновані на використанні глобальних навігаційних супутникових систем GNSS (англ. *Global Navigation Satellite System*), демонструють високу ефективність тільки за сприятливих умов приймання сигналу. Проте, за умов щільної міської забудови, тунелів, промислових приміщень та інших середовищ із погіршеними умовами приймання супутникового сигналу їх точність істотно знижується, що негативно впливає на безпеку та надійність функціонування автономних систем. Варто зазначити, що GPS (англ. *Global Positioning System*) є тільки одним із глобальних супутникових угруповань, які разом із ГЛОНАСС, Galileo та BeiDou утворюють GNSS, тому надалі термін "сигнали GNSS" охоплює й

сигнали GPS. Запропоноване в роботі рішення не використовує сигналів жодного із цих угруповань, тому воно зберігає працездатність незалежно від того, сигнали якої саме супутникової системи ослаблені, спотворені перевідбиттям або відсутні.

Методи комп'ютерного зору, лазерного сканування мобільних об'єктів та інерціальної навігації активно досліджують провідні науковці й компанії, які розробляють автономні транспортні засоби та робототехнічні комплекси. Сучасні підходи до локалізації мобільних об'єктів базуються на використанні камер, LiDAR (англ. *Light Detection and Ranging*), інерціальних вимірювальних модулів IMU (англ. *Inertial Measurement Unit*), алгоритмів одночасної локалізації мобільних об'єктів та побудови карти SLAM (англ. *Simultaneous Localization and Mapping*), а також методів мультимодального злиття даних MSF (англ. *Multimodal Sensor Fusion*), що дають можливість підвищити точність визначення координат та забезпечити стійкість системи до зовнішніх перешкод.

© Copyright 2026 by the author(s)

Падій Микола Олександрович, аспірант, кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю.

Email: padijkolia@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0009-8316-4556>

Богдан Галина Анатоліївна, канд. техн. наук, доцент, кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю.

Email: bohdan.halyana@iill.kpi.ua; <https://orcid.org/0000-0001-6745-1509>

Цитування за ДСТУ: Падій М. О., Богдан Г. А. Алгоритмічне та програмне забезпечення високоточної локалізації мобільних об'єктів на основі мультимодального злиття даних. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 4. С. 188–196.

Citation APA: Padii, M. O., & Bohdan, H. A. (2026). Algorithmic and software support for high-precision localization of mobile objects based on multimodal data fusion. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(4), 188–196. <https://doi.org/10.36930/40360421>

Попри значний прогрес у розвитку алгоритмів локалізації мобільних об'єктів, актуальною залишається проблема створення комплексного алгоритмічного та програмного забезпечення (ПЗ), здатного ефективно поєднувати математичні моделі високоточної локалізації мобільних об'єктів, алгоритми злиття даних від різномірних сенсорів та сучасні програмні засоби реалізації для роботи в режимі реального часу. Особливого значення набуває оптимізація обчислювальних процесів, забезпечення масштабованості програмної архітектури та підвищення точності позиціонування за умов обмежених обчислювальних ресурсів мобільних платформ.

Об'єкт дослідження – локалізація мобільних об'єктів у складних динамічних середовищах за ослаблення, спотворення перевідбиття або відсутності сигналів глобальних навігаційних супутникових систем GNSS, зокрема – GPS.

Предмет дослідження – методи і засоби високоточної локалізації мобільних об'єктів, які забезпечать інтеграцію даних різномірних сенсорів, адаптивне оцінювання стану мобільного об'єкта, а також підвищення точності їх позиціонування в реальному часі.

Мета роботи – розробити систему високоточної локалізації мобільних об'єктів у складних динамічних середовищах на основі інтеграції даних різномірних сенсорів, яка забезпечить підвищення точності визначення їх координат, стійкість до втрати навігаційного сигналу та можливість функціонування системи в режимі реального часу.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні методи та алгоритми високоточної локалізації мобільних об'єктів, що використовують GNSS, LiDAR, RGB-камери, IMU та технології мультимодального злиття даних, що дасть змогу визначити їх переваги, недоліки та обґрунтувати вибір підходів для побудови високоточної системи локалізації мобільних об'єктів за умов нестабільного або відсутнього навігаційного сигналу;
- розробити математичну модель локалізації мобільних об'єктів на основі розширеного фільтра Калмана та алгоритмів одночасної локалізації мобільних об'єктів й побудови карти (SLAM), що забезпечить інтеграцію даних різномірних сенсорів, адаптивне оцінювання стану мобільного об'єкта та підвищення точності його позиціонування в реальному часі;
- розробити програмну архітектуру системи, яка забезпечує ефективне розділення низькорівневого оброблення сенсорних даних і клієнтської частини моніторингу, що підвищить масштабованість, продуктивність, модульність і зручність подальшого розвитку програмного комплексу;
- виконати експериментальне моделювання роботи системи, встановити точність і продуктивність запропонованого алгоритмічно-програмного комплексу, що дасть можливість підтвердити ефективність розробленого рішення, оцінити його стійкість до деградації сенсорних даних та визначити перспективи практичного застосування в автономних мобільних системах.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідження у сфері високоточної локалізації мобільних об'єктів останніми роками демонструють стрімкий розвиток методів мультимодального злиття даних, алгоритмів комп'ютерного зору та технологій одночасної локалізації мобільних об'єктів і побудови карти SLAM (англ. *Simultaneous Localization and Mapping*). Одним із

найперспективніших напрямів є використання методів Sensor Fusion, які поєднують інформацію від камер, лазерних сканерів LiDAR, інерціальних вимірювальних модулів (IMU) та GNSS, що дає змогу підвищити точність визначення координат та забезпечити стійкість системи до змін умов експлуатації [5, 10, 23].

У роботі [23] розглянуто сучасні підходи до мультимодального злиття даних у системах автономного керування: автори показують, що інтеграція інформації від різномірних сенсорів значно підвищує надійність прийняття рішень порівняно з використанням окремих джерел, однак ефективність такого підходу значною мірою залежить від вибору алгоритмів синхронізації сигналів та оброблення сенсорних даних. У дослідженні [10] виконано порівняльний аналіз методів раннього, проміжного та пізнього злиття даних камер і LiDAR у задачах автономного водіння; отримані результати свідчать, що найбільшу точність локалізації мобільних об'єктів забезпечують алгоритми інтеграції ознак, хоча для них характерні високі вимоги до продуктивності обчислювальної системи. У роботі [5] запропоновано використання згорткових нейронних мереж для інтеграції інформації від LiDAR та RGB-камер під час виявлення дорожнього полотна, проте, ефективність такого рішення істотно залежить від якості калібрування сенсорів та синхронізації потоків даних.

У роботі [22] автор детально аналізує алгоритми комп'ютерного зору, що застосовуються для визначення положення об'єктів, побудови тривимірних моделей середовища та оцінювання руху мобільних платформ, і підтверджує: використання тільки RGB-камер забезпечує високу інформативність зображень, однак такі системи залишаються чутливими до зміни освітлення, атмосферних умов та відсутності характерних текстурних ознак. У роботі [14] наведено ґрунтовний аналіз методів оброблення тривимірних хмар точок, який демонструє, що технологія LiDAR забезпечує високу точність просторових вимірювань незалежно від рівня освітлення, проте, характеризується розрідженістю даних на великих дистанціях та складністю семантичної інтерпретації об'єктів. Кількісне оцінювання цих обмежень наведено у дослідженні [2], де експерименти в кліматичній камері засвідчили істотне скорочення дальності впевненого виявлення за густого туману, тому системи, побудовані тільки на лазерному скануванні, потребують резервної модальності.

Значну увагу сучасні дослідники приділяють розвитку алгоритмів класу SLAM (англ. *Simultaneous Localization and Mapping*). У роботі [4] виконано комплексний аналіз еволюції цих алгоритмів та показано, що інтеграція даних камер, LiDAR та інерціальних вимірювальних модулів дає змогу забезпечити високу точність одночасної локалізації мобільних об'єктів та побудови карти навколишнього середовища навіть за відсутності сигналів GNSS. Подальший розвиток зазначених підходів подано у роботі [6], де запропоновано алгоритм ORB-SLAM3, який поєднує дані візуальних сенсорів та IMU і підвищує стійкість системи у складних динамічних середовищах. Практичними еталонами порівняння слугують ще три щільно зв'язані оцінювачі: VINS-Mono [19], який виявляє спостережуваність метричного масштабу тільки за достатнього збудження руху об'єкта; LIO-SAM [20] з відносним дрейфом на рівні часток відсотка пройденого шляху; R3LIVE [17], що об'єднує ла-

зерні, інерціальні та візуальні вимірювання в єдиному контурі оцінювання.

Окремий напрям високоточної локалізації становлять методи згладжування на факторних графах (англ. *Factor Graphs*), програмною основою яких є бібліотека GTSAM [8]. На відміну від рекурсивної фільтрації, вони подають задачу локалізації як розріджену задачу нелінійної оптимізації над усією траєкторією руху об'єкта, що дає змогу повторно лінеаризувати минулі стани та усувати накопичену похибку завдяки замиканню петлі (англ. *Loop Closure*); саме за цим принципом побудовано back-end систем у роботах [18, 20]. Платою за таку точність є зростання розміру графа й обчислювальних витрат з довжиною маршруту та відсутність гарантованої верхньої межі затримки, що ускладнює використання факторно-графової оптимізації як єдиного оцінювача на бортовому обчислювачі мобільної платформи. З огляду на це, у цій роботі як front-end застосовано помилково-станний розширений фільтр Калмана зі сталою обчислювальною складністю циклу коригування, який не унеможливує, а доповнює факторно-графовий підхід: отримані фільтром оцінки стану та їх коваріації можуть слугувати одометричними факторами графа.

Разом із розвитком алгоритмів локалізації мобільних об'єктів вдосконалюються програмні засоби їх реалізації: кросплатформені технології дають можливість створювати клієнтські застосунки моніторингу з прийнятними накладними витратами [3], тоді як ресурсомісткі алгоритми зору, оброблення LiDAR та SLAM реалізують засобами C++.

Отже, аналіз останніх досліджень та публікацій свідчить про значні досягнення у сфері високоточної локалізації мобільних об'єктів, однак більшість робіт зосереджена або на вдосконаленні окремих алгоритмів злиття даних, або на підвищенні точності методів локалізації об'єктів. Недостатньо дослідженими залишаються питання комплексної інтеграції алгоритмічного забезпечення локалізації мобільних об'єктів із сучасною програмною архітектурою та кількісного обґрунтування адаптивного зважування модальностей: більшість систем застосовує коваріації спостережень, визначені одноразово під час калібрування, а статистичну перевірку виграшу від злиття даних на репрезентативній вибірці реалізацій подають рідко. Саме вирішення зазначених питань запропоновано у цій роботі.

Матеріали та методи дослідження. У роботі використано комплекс теоретичних, математичних і чисельних методів дослідження для розроблення алгоритмічного та ПЗ високоточної локалізації мобільних об'єктів на основі мультимодального злиття даних. Теоретичну основу становлять методи інерціальної навігації, алгоритми SLAM, технології комп'ютерного зору та мультимодального злиття даних від GNSS, LiDAR, RGB-камер і IMU. Дослідження виконано із застосуванням математичного моделювання, імітаційного експерименту та статистичного аналізу результатів для оцінювання точності, стійкості й обчислювальної ефективності запропонованого комплексу.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Наведений нижче математичний апарат ґрунтується на класичних співвідношеннях помилково-станного розширеного фільтра Калмана та інерціальної навігації

[21, 13]: за цими джерелами подано вирази (1)-(3), (6) і (7). Авторськими є вираз (4) формування узгодженого вектора спостережень з двох гілок оброблення даних і вираз (5) адаптивного перерахування коваріаційної матриці спостережень за поточними показниками якості модальностей. Усі величини у виразах (1)-(7) стосуються того самого моменту часу $\tau \in T$, тому в поясненнях до складових нижній індекс τ надалі опущено, а в самих виразах його зазначено тільки для тих величин, які пов'язують різні моменти часу.

Повний вектор стану платформи у момент часу τ охоплює положення, лінійну швидкість, орієнтацію та зміщення інерціальних чутливих елементів, а кінематику описує система рівнянь, у якій показання інерціальних вимірювальних модулів IMU відіграють роль керувального впливу:

$$x_\tau = [p \ v \ q \ b_a \ b_g]^T, \quad \forall \tau \in T, \quad (1)$$

$$\dot{p} = v, \quad \dot{v} = R(q)(a_m - b_a - n_a) + g, \quad (2)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{2} q \otimes [0, \omega_m - b_g - n_g]^T, \quad \forall \tau \in T,$$

де: p – координати у локальній навігаційній системі відліку, м; v – лінійна швидкість, м/с; q – одиничний кватерніон орієнтації; b_a і b_g – зміщення акселерометра, м/с², та гіроскопа, рад/с; $R(q)$ – матриця повороту; a_m і ω_m – виміряні пришвидшення та кутові швидкості; n_a і n_g – білі шуми чутливих елементів; g – пришвидшення вільного падіння.

Оскільки пряме оцінювання кватерніона порушує умову нормування даних, застосовано помилково-станне формулювання, у якому оцінюють вектор помилок розмірністю 15, а коваріацію поширюють за лінеаризованою моделлю:

$$\delta x_\tau = [\delta p \ \delta v \ \delta \theta \ \delta b_a \ \delta b_g]^T, \quad P_\tau^- = F_\tau P_{\tau-1}^+ F_\tau^T + G_\tau Q_\tau G_\tau^T, \quad (3)$$

де: $\delta \theta$ – вектор малого повороту; F_τ – матриця переходу помилок, отримана лінеаризацією рівнянь (2); G_τ – матриця впливу шумів; Q_τ – коваріаційна матриця шумів процесу, у якій зміщення чутливих елементів моделюють випадковим блуканням.

Спостереження формують з узгодженого набору ознак, який дають дві паралельні гілки оброблення. Лідарна гілка сегментує домінантні площини хмари точок методом RANSAC [11] та оцінює зміщення між сканами ітеративним алгоритмом найближчих точок [1], а візуальна гілка виділяє стійкі ключові точки й відкидає ті з них, які згортова мережа семантичної сегментації [15] відносить до рухомих об'єктів. Просторову узгодженість гілок забезпечує проєктування лазерних відліків на площину зображення, а часову – інтерполяція до спільного кадру:

$$z_\tau = [v_L \ \psi_L \ v_C \ \varphi_C \ \theta_C]^T, \quad \forall \tau \in T, \quad (4)$$

де: v_L і ψ_L – швидкість та курс за даними реєстрації сканів; v_C , φ_C , θ_C – швидкість і кути крену та тангажу за даними візуальної гілки. Метричний масштаб візуальної гілки визначають за лазерними відліками, тому характерний для монокулярних систем дрейф масштабу зменшується приблизно на порядок. Ключовою відмінністю запропонованого рішення є перерахування коваріаційної матриці спостережень на кожному кроці коригування відповідно до поточної якості даних, а грубі викиди відсіює тест узгодженості інновацій:

$$R_\tau^{(i)} = \frac{R_0^{(i)}}{\alpha_\tau^{(i)}}, \quad \alpha_\tau^{(i)} \in (0; 1], \quad (5)$$

$$\varepsilon_\tau = y_\tau^T S_\tau^{-1} y_\tau \leq \chi_{m;0,99}^2, \quad (6)$$

$$y_\tau = z_\tau - h(\hat{x}_\tau^-), \quad S_\tau = H_\tau P_\tau^- H_\tau^T + R_\tau,$$

де: $R_0^{(i)}$ – номінальна коваріація i -ої модальності; $\alpha_\tau^{(i)}$ – показник якості; $h(\hat{x}_\tau^-)$ – модель спостереження; H_τ – її якобіан; m – розмірність спостереження. Показник якості лідарної гілки – частка відліків, які алгоритм рес-страції визнає узгодженими, візуальної – частка зіставлених ключових точок з урахуванням ентропії гістограми яскравості, тому погіршення даних збільшує відповідний елемент матриці R_τ , і фільтр автоматично зменшує внесок деградованої модальності без перемикання режимів роботи. Коригування виконують за співвідношеннями:

$$K_\tau = P_\tau^- H_\tau^T S_\tau^{-1}, \quad \delta \hat{x}_\tau = K_\tau y_\tau, \quad (7)$$

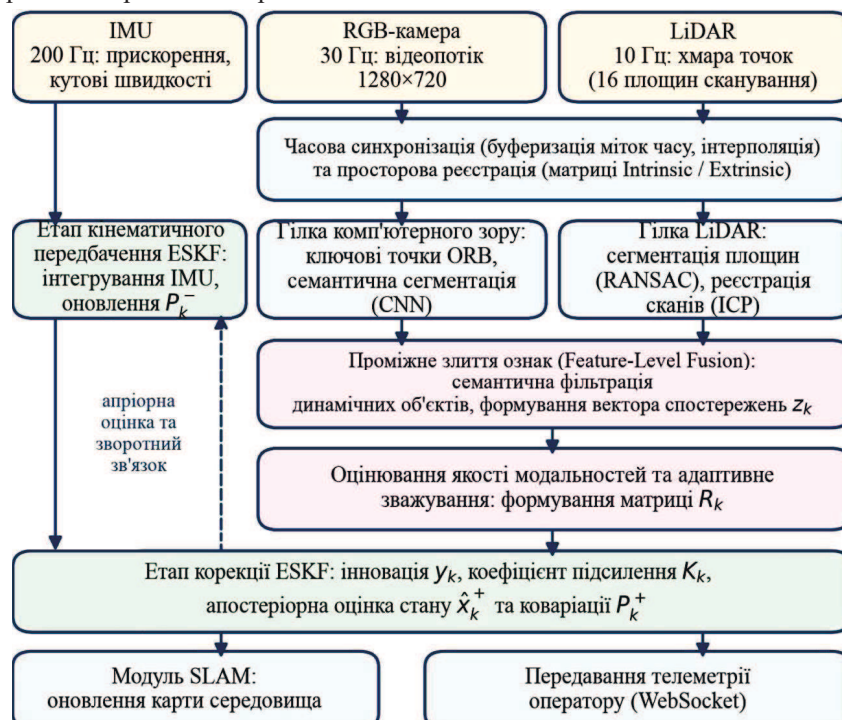
$$P_\tau^+ = (I - K_\tau H_\tau) P_\tau^- (I - K_\tau H_\tau)^T + K_\tau R_\tau K_\tau^T,$$

у яких форму Джозефа застосовано свідомо: вона зберігає симетричність і додатну визначеність коваріаційної матриці за тривалого рахунку з обмеженою розрядністю. Узагальнену схему алгоритму наведено на рисунку.

Окремої уваги потребує часова синхронізація (англ. *Time Synchronization*) сенсорних потоків, оскільки модальності працюють на різних частотах: інерціальний модуль – 200 Гц, відеокамера – 30 Гц, лазерний сканер – 10 Гц. Синхронізацію реалізовано на двох рівнях. На апаратному рівні всі модулі використовують єдину часову базу, сформовану секундним імпульсом PPS (англ. *Pulse Per Second*) і протоколом точного часу RTP (англ. *Precision Time Protocol*, IEEE 1588) [16], а експозицію відеокамери тригерують сигналом, синхронним з кутовим положенням дзеркала лазерного сканера.

На програмному рівні кожному пакетові присвоюють мітку часу моменту захоплення даних, а не моменту їх отримання драйвером; вимірювання накопичують у кільцевих буферах і зводять до спільного моменту коригування τ лінійною інтерполяцією швидкостей та сферичною лінійною інтерполяцією SLERP (англ. *Spherical Linear Interpolation*) кватерніона орієнтації, а пакети, мітка часу яких вийшла за межі вікна очікування, відкидають. Між надходженнями спостережень фільтр виконує тільки прогноз за виразами (2) і (3) з частотою інерціального модуля, а корекцію за виразом (7) – у моменти надходження вимірювань відповідної модальності, тому різні частоти оновлення не потребують передискретизації даних. В імітаційному експерименті всі модальності згенеровано на єдиній часовій сітці, тобто синхронізацію прийнято ідеальною, а оцінювання впливу її залишкової похибки є предметом подальших етапів дослідження.

Програмний комплекс поділено на два рівні, які взаємодіють через повнодуплексне з'єднання WebSocket, тобто мережевий протокол для двонаправленого зв'язку в реальному часі між клієнтом (наприклад, браузером) і сервером через одне постійне TCP-з'єднання. Бортовий рівень, що охоплює драйвери сенсорів, обидві гілки екстракції ознак, фільтр та модуль SLAM, реалізовано мовою C++17 з бібліотеками Eigen, PCL та OpenCV, а клієнтський – засобами React Native і TypeScript, що дає єдину кодову базу для платформ iOS та Android [3]: стан локалізації мобільних об'єктів винесено в окремий контекст із редюсером, який обробляє надходження поточкових даних пакетно та відкидає пакети з протермінованою міткою часу.



Рисунк. Структурно-логічна схема алгоритму адаптивного мультимодального злиття даних інерціального модуля (200 Гц), відеокамери (30 Гц) та лазерного сканера (10 Гц): суцільні лінії позначають прямий потік даних, штрихові – зворотний зв'язок апіорної оцінки / Structural and logical diagram of the adaptive multimodal data fusion algorithm for integrating data from an inertial measurement unit (200 Hz), an RGB camera (30 Hz), and a LiDAR scanner (10 Hz). Solid lines denote the forward data flow, while dashed lines indicate the feedback of the a priori state estimate

Еталонну траскторію задано аналітично як криволінійний рух з гармоніками двох періодів, що імітує об'їзд перешкод зі зміною висоти: довжина шляху 183,8

м, тривалість 120 с, середня швидкість 1,53 м/с. Аналітичне задання положення, швидкості та орієнтації позбавляє еталон власної похибки, а показання сенсорів

синтезовано за моделями, параметри яких відповідають обладнанню середньої цінової категорії (табл. 1).

Табл. 1. Параметри моделей похибок сенсорів, які застосовано під час моделювання / Parameters of sensor error models used in the simulation

Параметр моделі	Значення	Одиниця
Частота оновлення інерціального модуля	200	Гц
Спектральна густина шуму акселерометра	0,020	м/(с ² ·√Гц)
Спектральна густина шуму гіроскопа	0,0035	рад/(с·√Гц)
Початкове зміщення акселерометра та гіроскопа	0,060 / 0,0040	м/с ² / рад/с
Інтенсивність блукання зміщень	0,0008 / 0,00015	м/(с ² ·√с) / рад/(с·√с)
Частота лазерного сканування мобільних об'єктів та візуальної одометрії	10 / 30	Гц
Шум оцінки швидкості: лазерна та візуальна гілки	0,045 / 0,130	м/с
Шум оцінки курсу за геометричними примітивами	0,0035	рад
Похибка масштабу монокулярної одометрії та після прив'язки до LiDAR	1,5 / 0,2	%

Запропоновано рішення порівняно з некоригованою інерціальною одометрією, візуально-інерціальною одометрією з монокулярною камерою та з розв'язаним масштабом, а також з лідарно-інерціальною одометрією; абляційний варіант з фіксованими вагами відрізняється тільки відсутністю перерахунку матриці за виразом (5), тому відокремлює внесок самого злиття даних від внеску адаптивності. Стійкість отриманих результатів перевірено на чотирьох сценаріях деградації: зниження освітленості (учетверо більший шум візуальної гілки); туман (утричі з половиною більший шум лазерної гілки); втрата лазерного сканера та втрата відеокамери упродовж 30 с на ділянці маневрування. Виконано 50 реалізацій методом Монте-Карло для номінальних умов і по 20 – для кожного сценарію деградації; нормальність парних різниць перевіряли критерієм Шапіро-Вілکا, значущість відмінностей – парним t -критерієм з контролем критерієм Вілкоксона, величину ефекту – коефіцієнтом d Коена (рівень довіри 95 %).

Показники точності для 50 реалізацій номінального сценарію узагальнено у табл. 2. Некоригована інерціальна одометрія втрачає працездатність одразу: середня похибка на десятій секунді руху об'єкта досягає 5,8 м, а наприкінці заїзду сягає 8376 м, до того ж визначальним є не подвійне інтегрування шуму акселерометра, а

дрейф оцінювання орієнтації: незкомпенсоване зміщення гіроскопа нахилиє оцінювану вертикаль, через що частина пришвидшення вільного падіння потрапляє у горизонтальні канали. Монокулярна візуально-інерціальна одометрія обмежує дрейф до $1,440^{+0,226}$ м, проте, її остаточне відхилення $2,465^{+0,345}$ м майже дорівнює максимальному, що характерно для неспостережуваного масштабу; розв'язання масштабу зменшує похибку до $0,337^{+0,117}$ м, а перехід до лазерних вимірювань – до $0,185^{+0,068}$ м. Запропоноване адаптивне злиття даних забезпечує $0,159^{+0,052}$ м з довірчим інтервалом [0,145; 0,174] м, що відповідає відносному дрейфу 0,13 % пройденого шляху та похибці курсу $0,114^\circ$.

Табл. 2. Показники точності оцінювання положення за номінальних умов (середнє ± стандартне відхилення за 50 реалізаціями Монте-Карло) / Position estimation accuracy metrics under nominal conditions (mean ± standard deviation over 50 Monte Carlo runs)

Алгоритм оцінювання	RMSE, м	MAE, м	95-й процентиль, м	Остаточна похибка, м
Інерціальна одометрія без коригування	3150^{+1666}	2082^{+1102}	7170	8376^{+4426}
Візуально-інерціальна, монокулярна	$1,440^{+0,226}$	$1,261^{+0,201}$	2,346	$2,465^{+0,345}$
Візуально-інерціальна, масштаб розв'язано	$0,337^{+0,117}$	$0,304^{+0,104}$	0,524	$0,480^{+0,208}$
Лідарно-інерціальна одометрія	$0,185^{+0,068}$	$0,167^{+0,062}$	0,282	$0,257^{+0,110}$
Проміжне злиття даних з фіксованими вагами	$0,160^{+0,049}$	$0,145^{+0,044}$	0,246	$0,227^{+0,105}$
Запропоноване адаптивне злиття даних	$0,159^{+0,052}$	$0,145^{+0,047}$	0,241	$0,237^{+0,084}$

Оскільки всі алгоритми оцінювали на тих самих реалізаціях сенсорних шумів, порівняння виконано за схемою пов'язаних вибірок. Перевага запропонованого рішення над монокулярною та над масштабованою візуально-інерціальною одометрією становить 88,6 % та 45,7 % зменшення похибки і є статистично значущою (парний t -критерій та критерій Вілкоксона, $p < 0,001$; d Коена 5,33 та 1,29), тоді як відмінність від лідарно-інерціальної одометрії ($p = 0,053$; $d = 0,28$) та різниця між адаптивним і фіксованим зважуванням ($p = 0,969$) значущості не досягають: за номінальних умов показники якості обох модальностей близькі до одиниці, тому вираз (5) повертає номінальні коваріації.

Табл. 3. Середньоквадратична похибка положення, м, за сценаріями деградації (середнє ± стандартне відхилення за 20 реалізаціями; для алгоритмів, які не використовують деградовану модальність, показники збігаються з номінальними) / Root mean square position error, m, under sensor degradation scenarios (mean ± standard deviation over 20 Monte Carlo runs; for algorithms that do not use the degraded sensing modality, the results are identical to those obtained under nominal conditions)

Алгоритм оцінювання	Низька освітленість	Туман або опади	Втрата LiDAR	Втрата камери
Візуально-інерціальна, монокулярна	$1,813^{+0,605}$	$1,415^{+0,179}$	$1,415^{+0,179}$	$54,373^{+54,966}$
Візуально-інерціальна, масштаб розв'язано	$1,161^{+0,421}$	$0,315^{+0,101}$	$0,315^{+0,101}$	$53,993^{+52,215}$
Лідарно-інерціальна одометрія	$0,205^{+0,064}$	$0,715^{+0,221}$	$15,307^{+6,267}$	$0,194^{+0,051}$
Злиття даних з фіксованими вагами	$0,332^{+0,083}$	$0,469^{+0,153}$	$0,231^{+0,064}$	$0,180^{+0,032}$
Запропоноване адаптивне злиття даних	$0,182^{+0,063}$	$0,337^{+0,102}$	$0,203^{+0,078}$	$0,184^{+0,055}$

Практичну цінність механізму розкривають сценарії погіршення умов роботи (табл. 3). За зниження освітленості адаптивне зважування утримує 0,182 м проти 0,332 м для фіксованих ваг, тобто зменшує похибку на 45 %, а за туману різниця між цими варіантами становить 28 %, тоді як перевага над суто лідарно-інерціаль-

ним контуром сягає 53 %. Найпоказовішою є втрата лазерного сканера упродовж 30 с: лідарно-інерціальний контур переходить до інерціального числення і накопичує 15,3 м, тоді як запропоноване рішення спирається на візуальну гілку і зберігає 0,203 м; симетрична втрата відеокамери підтверджує взаємну надлишковість мо-

дальностей – похибка злиття даних 0,184 м проти 54 м для візуального контуру.

Середня тривалість циклу коригування в еталонній реалізації становить 0,046 мс, тому за сумарної частоти спостережень 40 Гц оцінювач займає менше ніж 0,18 % часу обчислювача; цю оцінку варто трактувати як нижню межу, оскільки вона не охоплює екстракцію ознак.

Обговорення отриманих результатів. Отримані дані окреслюють межі, у яких мультимодальне злиття даних насправді виправдовує додаткову складність системи. За номінальних умов лазерний сканер домінує в інформаційному балансі: його спостереження приблизно втричі точніші за візуальні, тому додавання відеокамери зменшує похибку тільки на кілька відсотків, що узгоджується з теорією оптимального оцінювання, за якою інформаційний внесок модальності обернено пропорційний її коваріації.

У деградованих режимах картина змінюється якісно: втрата лазерного сканера упродовж 30 с погіршує лідарно-інерціальний контур на два порядки, тоді як злиття даних зберігає субметрову точність, спираючись на візуальну гілку. Отже, цінність другої модальності полягає не у зменшенні похибки за сприятливих умов, а в надлишковості, яка визначає придатність системи до експлуатації; адаптивне зважування не поліпшує найкращий випадок, а обмежує найгірший.

Адекватність побудованих моделей підтверджує порівняння з опублікованими даними: відносний дрейф запропонованого рішення 0,13 % пройденого шляху знаходиться у діапазоні показників щільно зв'язаних систем [4, 19], а поведінка монокулярного базового варіанта відтворює відомий ефект обмеженої спостережуваності масштабу [6]. Водночас, отримані результати обмежені імітаційним характером експерименту та відсутністю замикання циклів, тому на тривалих маршрутах похибка зростатиме як випадкове блукання. Обмеження, пов'язане з відсутністю замикання циклів, усувають поєднанням запропонованого фільтра з факторно-графовим back-end на основі бібліотеки GTSAM [8]: отримані фільтром оцінки стану та їх коваріації слугують одометричними факторами графа, а глобальна оптимізація з виявленням замикання петлі (Loop Closure) компенсує накопичений дрейф, не збільшуючи затримки бортового контуру оцінювання.

Отже, внаслідок проведеного дослідження було удосконалено методику високоточної локалізації мобільних об'єктів (БПЛА) на основі мультимодального злиття даних, тобто отримано науково-містке та актуальне технічне рішення, яке вирішує проблему точного визначення координат об'єктів (роботів, безпілотників, автомобілів, смартфонів) у складних умовах, де окремі сенсори працюють неефективно. У контексті локалізації "мультимодальність" означає одночасне використання інформації від сенсорів різної фізичної природи. Замість того, щоб покладатися тільки на одне джерело (наприклад, GPS), методика об'єднує дані від кількох систем: абсолютне позиціонування; інерціальна навігація (одометрія); візуальні сенсори (комп'ютерний зір) та бездротові технології.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [9] автори виконали систематичний огляд сучасних систем мультимодального SLAM, що поєднують дані LiDAR, відеокамери та інерціального вимірювального модуля. У роботі проаналізовано чотири основні

класи алгоритмів – LiDAR-IMU, Visual-IMU, LiDAR-Visual та LiDAR-IMU-Visual SLAM, розглянуто особливості їхніх архітектур, способів тісного й слабкого зв'язування сенсорів, методів злиття даних, а також сучасні набори даних і критерії оцінювання точності. Автори дійшли висновку, що найперспективнішими є тісно зв'язані алгоритми з адаптивним врахуванням якості вимірювань, онлайн-калібруванням та механізмами виявлення деградації сенсорів. Результати, які отримали ми, підтверджують ці висновки: використання помилково-станного розширеного фільтра Калмана з адаптивним перерахуванням коваріаційної матриці спостережень забезпечує стабільну роботу системи як за номінальних умов, так і в разі деградації окремих модальностей, даючи змогу системі автоматично зменшувати вплив недостовірних вимірювань без перемикання режимів роботи.

У роботі [7] автори виконали комплексний огляд сучасних технологій SLAM, заснованих на інтеграції даних від LiDAR і відеокамер. У дослідженні систематизовано архітектури мультимодальних систем локалізації мобільних об'єктів, проаналізовано методи калібрування та синхронізації сенсорів, алгоритми екстракції й злиття даних ознак, а також основні переваги та обмеження різних підходів до LiDAR – Vision SLAM. Особливу увагу приділено проблемам роботи у середовищах із недостатньою кількістю ознак, динамічними об'єктами та складними умовами освітлення, де перспективним напрямом визначено використання семантичної інформації, методів глибокого навчання та адаптивних алгоритмів злиття даних. Результати, які отримали ми, узгоджуються з цими висновками: використання адаптивного перерахування коваріаційної матриці спостережень у поєднанні з мультимодальним злиттям даних від LiDAR, відеокамери та IMU забезпечує високу точність локалізації мобільних об'єктів за номінальних умов і підвищує стійкість системи до деградації окремих сенсорних модальностей.

У дослідженні [12] запропоновано систему локалізації мобільних об'єктів MFL-SLAM, яка розширює можливості ORB-SLAM3 шляхом інтеграції RGB-D камери, інерціального вимірювального модуля та колісної одометрії. Автори використали розширений фільтр Калмана для тісного злиття даних IMU й енкодерів коліс, а отриману оцінку застосували як апіорну інформацію під час нелінійної оптимізації траєкторії. Експериментальні результати показали істотне зменшення дрейфу та підвищення точності локалізації мобільних об'єктів порівняно з ORB-SLAM2 і LIO-SAM. Результати, які отримали ми, підтверджують ефективність використання помилково-станного розширеного фільтра Калмана для інтеграції різнорідних сенсорів. Водночас, на відміну від роботи [12], запропонований підхід реалізує адаптивне зважування вимірювань LiDAR і відеокамери відповідно до поточної якості кожної модальності, що дає змогу зберігати субметрову точність навіть у разі деградації або тимчасової втрати окремих сенсорів.

У дослідженні [24] автори запропонували алгоритм мультимодального LiDAR – Inertial – Visual SLAM із механізмом виявлення виродженості, який динамічно визначає інформативність окремих сенсорних модальностей і використовує тільки ті вимірювання, що забезпечують надійне оцінювання стану системи. Запропонований підхід ґрунтується на аналізі спостережуванос-

ті та автоматичному вилученні малокорисних або вироджених вимірювань, що дає змогу підвищити точність і стійкість локалізації мобільних об'єктів за складних умов їх експлуатації. Результати, які отримали ми, підтверджують доцільність адаптивного врахування якості сенсорної інформації: використання помилково-станного розширеного фільтра Калмана з перерахуванням коваріаційної матриці спостережень також забезпечує автоматичне зменшення впливу деградованих модальностей без перемикання режимів роботи. На відміну від роботи [24], де адаптація системи базується на аналізі виродженості геометричних спостережень, у запропонованому підході адаптивне зважування реалізовано через оцінювання поточної якості вимірювань LiDAR і відеокамери, що забезпечує субметрову точність локалізації мобільних об'єктів навіть за часткової втрати сенсорної інформації.

У дослідженні [18] автори запропонували робастну систему міської локалізації мобільних об'єктів, що інтегрує дані GNSS, IMU, LiDAR, відеокамери та механізм замикавання циклів у єдиному контурі оцінювання стану. Особливу увагу приділено забезпеченню стійкості системи до погіршення якості GNSS-сигналу, динамічних перешкод і накопичення похибок на протяжних маршрутах завдяки поєднанню багатосенсорного злиття даних та глобальної оптимізації графа. Експериментальні результати підтвердили, що комплексне використання різномірних джерел інформації забезпечує істотне підвищення точності та робастності локалізації мобільних об'єктів за умов міського середовища. Результати, які отримали ми, узгоджуються з цими висновками, демонструючи ефективність мультимодального злиття даних від LiDAR, відеокамери та IMU для підвищення відмовостійкості системи. Водночас, на відміну від роботи [18], запропонований нами підхід не використовує зовнішніх навігаційних сигналів GNSS і механізму замикавання циклів, а забезпечує підтримання субметрової точності завдяки адаптивному перерахуванню коваріаційної матриці спостережень відповідно до поточної якості сенсорних вимірювань.

Отже, аналіз результатів, наведених у сучасних наукових публікаціях, показав, що наявні дослідження переважно спрямовані на вдосконалення окремих алгоритмів локалізації мобільних об'єктів або способів інтеграції сенсорних даних. Проведене дослідження дало змогу поєднати ці підходи в єдиному алгоритмічно-програмному комплексі, у якому адаптивне мультимодальне злиття даних забезпечує високу точність позиціонування та зберігає працездатність системи за погіршення якості вимірювань. Це підтверджує доцільність запропонованого підходу та його перспективність для використання в автономних мобільних системах, що працюють за складних умов експлуатації.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – удосконалено методику високоточної локалізації мобільних об'єктів на основі мультимодального злиття даних, яка, на відміну від наявних методик, здійснює інтеграцію помилково-станного розширеного фільтра Калмана, адаптивного перерахування коваріаційної матриці спостережень відповідно до поточної якості сен-

сорних вимірювань та дворівневої програмної архітектури оброблення даних і їх моніторингу, що забезпечує підвищення точності, відмовостійкості та обчислювальної ефективності локалізації мобільних об'єктів у середовищах із нестабільним або відсутнім сигналом GNSS.

Практична значущість результатів дослідження – можна використати під час створення та вдосконалення алгоритмічного і ПЗ систем локалізації мобільних об'єктів автономних мобільних платформ, робототехнічних комплексів і безпілотних транспортних засобів, що працюють у середовищах із нестабільним або відсутнім сигналом GNSS, для забезпечення високої точності, відмовостійкості та роботи в режимі реального часу на основі адаптивного мультимодального злиття даних сенсорних даних.

Висновки / Conclusions

Розроблено алгоритмічне та ПЗ для високоточної локалізації мобільних об'єктів у складних динамічних середовищах на основі інтеграції даних різномірних сенсорів, що забезпечило підвищення точності визначення їх координат, стійкість до втрати навігаційного сигналу та можливість функціонування системи в режимі реального часу. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Розроблено алгоритмічне та програмне забезпечення високоточної локалізації мобільних об'єктів, яке поєднує помилково-станний розширений фільтр Калмана, алгоритми мультимодального злиття даних від LiDAR, RGB-камери та інерціального вимірювального модуля, адаптивне перерахування коваріаційної матриці спостережень і дворівневу програмну архітектуру оброблення та моніторингу даних.
2. Установлено, що запропоноване рішення забезпечує середньоквадратичну похибку позиціонування $0,159^{+0,052}$ м, що відповідає відносному дрейфу 0,13 % пройденого шляху та похибці курсу $0,114^\circ$, а також зменшує похибку на 45,7 % порівняно з візуально-інерціальною одометрією з розв'язаним масштабом.
3. З'ясовано, що адаптивне мультимодальне злиття даних істотно підвищує відмовостійкість системи за умов деградації сенсорної інформації: під час втрати LiDAR упродовж 30 с похибка локалізації мобільних об'єктів становить 0,203 м проти 15,3 м для лідарно-інерціальної одометрії, а за умов недостатнього освітлення та туману забезпечується істотне зменшення похибки порівняно зі злиттям даних із фіксованими ваговими коефіцієнтами.
4. Визначено, що середня тривалість циклу коригування 0,046 мс забезпечує можливість функціонування алгоритму в режимі реального часу, а реалізована дворівнева програмна архітектура на основі C++17, React Native та TypeScript забезпечує ефективний розподіл обчислювального навантаження, масштабованість і зручність подальшого розвитку програмного комплексу.
5. Обґрунтовано, що подальші дослідження доцільно спрямувати на експериментальну перевірку запропонованого алгоритмічно-програмного забезпечення з використанням потоків даних реальних сенсорів, а також на застосування моделей машинного навчання для адаптивного оцінювання якості вимірювань і вдосконалення механізму мультимодального злиття даних.
6. Окремими напрямками подальших досліджень визначено інтеграцію розробленого фільтра з факторно-графовою оптимізацією траєкторії (бібліотека GTSAM) та замикавання циклів, а також кількісне оцінювання впливу залишкової похибки часової синхронізації сенсорних потоків.

Заява про використання інструментів штучного інтелекту. Під час підготовки цього рукопису автори застосовували інструменти штучного інтелекту та програмне забезпечення для оброблення природної мови (ChatGPT, Copilot) винятково задля граматичного редагування, коригування орфографії та стилістичної адаптації складних синтаксичних конструкцій. Автори здійснювали критичний аналіз і подальше редагування згенерованого тексту та несуть повну відповідальність за достовірність, науковий зміст і остаточну редакцію публікації.

References

1. Besl, P. J., & McKay, N. D. (1992). A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2), 239–256. <https://doi.org/10.1109/34.121791>
2. Bijelic, M., Gruber, T., & Ritter, W. (2018). A benchmark for lidar sensors in fog: Is detection breaking down? 2018 *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pp. 760–767. <https://doi.org/10.1109/IVS.2018.8500543>
3. Björn-Hansen, A., Rieger, C., Grønli, T.-M., Majchrzak, T. A., & Ghinea, G. (2020). An empirical investigation of performance overhead in cross-platform mobile development frameworks. *Empirical Software Engineering*, 25(4), 2997–3040. <https://doi.org/10.1007/s10664-020-09827-6>
4. Cadena, C., Carlone, L., Carrillo, H., Latif, Y., Scaramuzza, D., Neira, J., Reid, I., & Leonard, J. J. (2016). Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(6), 1309–1332. <https://doi.org/10.1109/TRO.2016.2624754>
5. Caltagirone, L., Bellone, M., Svensson, L., & Wahde, M. (2019). LIDAR – camera fusion for road detection using fully convolutional neural networks. *Robotics and Autonomous Systems*, article number 111, 125–131. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2018.11.002>
6. Campos, C., Elvira, R., Gómez Rodríguez, J. J., Montiel, J. M. M., & Tardós, J. D. (2021). ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*, 37(6), 1874–1890. <https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3075644>
7. Chen, P., Zhao, X., Zeng, L., Liu, L., Liu, S., Sun, L., Li, Z., Chen, H., Liu, G., Qiao, Z., et al. (2025). A Review of Research on SLAM Technology Based on the Fusion of LiDAR and Vision. *Sensors*, 25, article ID 1447. <https://doi.org/10.3390/s25051447>
8. Dellaert, F., & Kaess, M. (2017). Factor graphs for robot perception. *Foundations and Trends in Robotics*, 6(1–2), 1–139. <https://doi.org/10.1561/23000000043>
9. Fan, Z., Zhang, L., Wang, X., et al. (2025). LiDAR, IMU, and camera fusion for simultaneous localization and mapping: a systematic review. *Artif Intell Rev*, 58, article ID 174. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11187-w>
10. Feng, D., Haase-Schütz, C., Rosenbaum, L., Hertlein, H., Gläser, C., Timm, F., Wiesbeck, W., & Dietmayer, K. (2021). Deep multi-modal object detection and semantic segmentation for autonomous driving: Datasets, methods, and challenges. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(3), 1341–1360. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.2972974>
11. Fischler, M. A., & Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6), 381–395. <https://doi.org/10.1145/358669.358692>
12. Fu, S., Zhao, Q., Tao, Q., Liu, H., Wang, Q., & Liu, D. (2026). Indoor mobile robot localization system based on ORB-SLAM3 and multi-sensor fusion. *Alexandria Engineering Journal*, 137, 194–205. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2026.01.029>
13. Groves, P. D. (2013). Principles of GNSS, inertial, and multisensor integrated navigation systems (2nd ed.). Boston: Artech House. 776 p. URL: https://www.researchgate.net/publication/224969497_Principles_of_GNSS_Inertial_and_Multi-sensor_Integrated_Navigation_Systems_Second_Edition
14. Guo, Y., Wang, H., Hu, Q., Liu, H., Liu, L., & Bennamoun, M. (2021). Deep learning for 3D point clouds: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(12), 4338–4364. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.3005434>
15. He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., & Girshick, R. (2020). Mask R-CNN. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(2), 386–397. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2844175>
16. IEEE. (2020). IEEE Standard for a Precision Clock Synchronization Protocol for Networked Measurement and Control Systems (IEEE Std 1588-2019). New York: IEEE. 499 p. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2020.9120376>
17. Lin, J., & Zhang, F. (2022). R3LIVE: A robust, real-time, RGB-colored, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state estimation and mapping package. 2022 *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 10672–10678. <https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9811935>
18. Liu, M., Zhang, H., Zhao, Z., Hong, C., Wang, H., Xiao, Z., & Li, B. (2026). Robust urban SLAM via resilient GNSS – IMU – LiDAR – camera – loop fusion. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 238, 794–815. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2026.05.035>
19. Qin, T., Li, P., & Shen, S. (2018). VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator. *IEEE Transactions on Robotics*, 34(4), 1004–1020. <https://doi.org/10.1109/TRO.2018.2853729>
20. Shan, T., Englot, B., Meyers, D., Wang, W., Ratti, C., & Rus, D. (2020). LIO-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping. 2020 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 5135–5142. <https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341176>
21. Sola, J. (2017). Quaternion kinematics for the error-state Kalman filter. arXiv preprint arXiv:1711.02508, 93 p. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.02508>
22. Szeliski, R. (2022). Computer vision: Algorithms and applications (2nd ed.). Cham: Springer. 925 p. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-34372-9>
23. Viktor, P., & Kiss, G. (2026). Multimodal sensor fusion in autonomous vehicles: Technologies, architectures, and open challenges. *Sensors*, 26(11), article ID 3528. <https://doi.org/10.3390/s26113528>
24. Zhang, X., Xu, J., Yang, C., Huang, G., Zhao, L., Li, R., Yuan, S., Li, Y., & Xie, L. (2026). Fuse only what matters: Degeneracy-aware multi-sensor fusion for LiDAR-Inertial-Visual SLAM. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 238, 508–518. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2026.05.031>

M. O. Padii, H. A. Bohdan

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine

ALGORITHMIC AND SOFTWARE SUPPORT FOR HIGH-PRECISION LOCALIZATION OF MOBILE OBJECTS BASED ON MULTIMODAL DATA FUSION

High-precision localization has become one of the key technological challenges for autonomous robots and intelligent transportation systems operating in dynamic environments where GNSS signals are unavailable or unreliable. This study develops and evaluates an integrated algorithmic and software framework that combines an error-state Extended Kalman Filter, SLAM techniques, and adaptive multimodal sensor fusion of LiDAR, RGB camera, and inertial measurements. Moreover, the proposed framework dynami-

cally adjusts observation covariance according to real-time sensor quality, performs geometric and semantic feature extraction, and separates onboard localization from cross-platform monitoring through a distributed software architecture implemented in C++17, React Native, and TypeScript. The experimental evaluation uses analytical trajectory simulation with realistic sensor error models and Monte Carlo analysis to compare the proposed approach with inertial odometry, visual-inertial odometry, LiDAR-inertial odometry, and fixed-weight sensor fusion. The results demonstrate that the developed method achieves a root mean square positioning error of $0.159^{+0.052}$ m, corresponding to a relative trajectory drift of 0.13 % and a heading error of 0.114° . Moreover, the statistical analysis confirms a 45.7 % improvement over scale-corrected visual-inertial odometry while maintaining localization accuracy comparable to LiDAR-inertial odometry under nominal operating conditions. Consequently, adaptive covariance weighting provides only a minor benefit when all sensing modalities operate reliably but becomes a decisive factor under degraded conditions. For example, during reduced illumination the proposed algorithm decreases localization error by approximately 45 % compared with fixed-weight fusion, whereas under dense fog the improvement reaches 28 %. Furthermore, when the LiDAR sensor becomes unavailable for 30 s, the proposed framework preserves a localization error of only 0.203 m, while the conventional LiDAR-inertial solution accumulates an error of 15.3 m. As a result, the adaptive fusion strategy significantly increases fault tolerance by automatically reducing the contribution of degraded sensing modalities without switching operating modes. The software implementation requires only 0.046 ms for one correction cycle, leaving sufficient computational resources for perception and mapping algorithms in real-time embedded applications. The benefits of this study include improved robustness, high computational efficiency, and practical applicability for autonomous mobile platforms operating in complex environments. Future research will focus on validating the proposed approach using real-world sensor datasets and replacing heuristic sensor quality indicators with learning-based prediction models.

Keywords: extended Kalman filter; inertial navigation; laser scanning; semantic segmentation; adaptive measurement weighting; GNSS-denied environments.