

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2026.1.7>  
УДК 004.93

## ГІБРИДНА АРХІТЕКТУРА ВІЗУАЛЬНО-ІНЕРЦІАЛЬНОЇ SLAM ДЛЯ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ БЕЗПЕРЕРВНОЇ НАВІГАЦІЇ В УМОВАХ ОБМЕЖЕНОЇ ВИДИМОСТІ

О. С. Усов

### HYBRID VISUAL-INERTIAL SLAM ARCHITECTURE FOR CONTINUOUS NAVIGATION IN LOW-VISIBILITY CONDITIONS

Oleksandr Usov

#### Анотація

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю забезпечення надійної та безперервної навігації автономних мобільних систем в умовах обмеженої видимості, де традиційні візуальні методи локалізації втрачають ефективність, а інерціальні сенсори характеризуються накопиченням похибок. За таких умов особливого значення набуває інтеграція різномірних сенсорних даних у межах гібридних архітектур, здатних адаптуватися до змін якості вхідної інформації.

Метою дослідження є теоретичне обґрунтування та прикладне узагальнення підходів до побудови гібридної архітектури візуально-інерціальної SLAM, орієнтованої на забезпечення безперервної та стійкої навігації в умовах обмеженої видимості.

Методи дослідження базуються на системному аналізі, узагальненні сучасних наукових підходів, порівнянні алгоритмічних рішень та структурно-функціональному моделюванні процесів інтеграції візуальних та інерціальних даних у навігаційних системах.

У результаті дослідження досліджено принципи інтеграції сенсорних даних та підходи до побудови гібридних архітектур SLAM, узагальнено методи підвищення точності локалізації на основі інерціальних вимірювань. Встановлено, що ефективність систем визначається адаптивністю до деградації візуальної інформації та здатністю компенсувати інерціальний дрейф. Кількісний аналіз показав, що застосування гібридної архітектури дозволяє знизити накопичення інерціального дрейфу на 65–70 %, скоротити обчислювальну затримку на 60–70 % та підвищити точність локалізації у 6–8 разів у критичних умовах (зменшення RMSE з  $\approx 1.7$ – $1.8$  м до  $0.18$ – $0.25$  м).

Наукова новизна полягає у системному узагальненні принципів побудови гібридних візуально-інерціальних архітектур із урахуванням умов деградації сенсорної інформації та обґрунтуванні адаптивних підходів до забезпечення стійкості локалізації.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їх використання при розробленні навігаційних систем безпілотних платформ, мобільної робототехніки та рятувальних комплексів, де критичною є здатність системи функціонувати в режимі реального часу за умов обмеженої або змінної видимості.

**Ключові слова:** автономні системи, сенсорне злиття, локалізація, інерціальні вимірювання, адаптивні алгоритми.

#### Abstract

The relevance of the study is determined by the need to ensure reliable and continuous navigation of autonomous mobile systems under low-visibility conditions, where conventional visual localization methods lose effectiveness, while inertial sensors are subject to error accumulation. Under such conditions, the integration of heterogeneous sensor data within hybrid architectures capable of adapting to variations in input data quality becomes critically important.

The aim of the study is to theoretically substantiate and practically generalize approaches to the development of a hybrid visual-inertial SLAM architecture focused on ensuring continuous and robust navigation in low-visibility environments.

The research methods are based on system analysis, generalization of modern scientific approaches, comparative analysis of algorithmic solutions, and structural-functional modeling of visual-inertial data integration processes in navigation systems.

As a result of the study, the principles of sensor data integration and approaches to constructing hybrid SLAM architectures have been investigated, and methods for improving localization accuracy using inertial measurements have been generalized. It has been established that system efficiency is determined by adaptability to visual data degradation and the ability to compensate for inertial drift. Quantitative analysis has shown that the proposed hybrid architecture enables a reduction of inertial drift accumulation by 65–70 %, a decrease in computational latency by 60–70 %, and an improvement in localization accuracy by 6–8 times under critical conditions (reducing RMSE from approximately 1.7–1.8 m to 0.18–0.25 m).

The scientific novelty lies in the systematic generalization of principles for constructing hybrid visual-inertial architectures, taking into account sensor data degradation, and in substantiating adaptive approaches to ensuring robust localization.

The practical significance of the obtained results lies in their applicability to the development of navigation systems for unmanned platforms, mobile robotics, and rescue operations, where the ability to operate in real time under low or variable visibility conditions is critical.

**Key words:** autonomous systems, sensor fusion, localization, inertial sensing, adaptive algorithms.



© Усов О. С., 2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

**1. Вступ.** У сучасних умовах розвитку автономних мобільних систем забезпечення надійної та безперервної навігації в складних середовищах набуває ключового значення як для наукових досліджень, так і для практичних застосувань. Особливої актуальності ця проблема набуває в умовах обмеженої або змінної видимості – під час задимлення, пилових перешкод, недостатнього освітлення чи в замкнених просторах, де традиційні візуальні методи локалізації демонструють нестабільність або втрату точності. Використання лише інерціальних сенсорів, зокрема інерціальних вимірювальних модулів (inertial measurement unit, IMU), супроводжується накопиченням похибок у часі, що обмежує можливість тривалої автономної роботи систем.

У цьому контексті формування гібридної архітектури візуально-інерціальної одночасної локалізації та картографування (simultaneous localization and mapping, SLAM) постає як науково обґрунтований підхід до інтеграції різнорідних джерел даних з метою компенсації їхніх індивідуальних обмежень. Водночас залишаються невирішеними питання узгодження часових і просторових характеристик сенсорних потоків, забезпечення стійкості алгоритмів до деградації візуальної інформації та оптимізації обчислювальних ресурсів у реальному часі. Це зумовлює необхідність подальших досліджень, спрямованих на розроблення адаптивних гібридних моделей, здатних підтримувати безперервність навігації в умовах високої невизначеності, що має безпосереднє значення для робототехніки, безпілотних систем і рятувальних операцій.

Огляд сучасних досліджень за тематикою гібридних архітектур візуально-інерціальної SLAM свідчить про системне поєднання підходів сенсорної інтеграції, алгоритмічної оптимізації та забезпечення стійкості навігації в умовах деградації візуальних даних. Б. Біганський та Д. Ковалюк обґрунтовують ефективність використання геометрично-орієнтованих нейронних мереж у задачах візуально-інерціальної одометрії, що дозволяє підвищити точність оцінювання траєкторії за рахунок узгодження геометричних і глибинних ознак [1]. С. Черненко та В. Бурнашев розвивають ці підходи, пропонуючи алгоритм інерціально-візуальної орієнтації з використанням двох камер, що підвищує надійність локалізації в умовах часткової втрати зорової інформації [5]. І. Невлюдов та співавтори досліджують SLAM-підхід до побудови 2,5D-карт із використанням роботизованої операційної системи (Robot Operating System, ROS), акцентуючи увагу на практичній реалізації інтегрованих навігаційних систем [4].

Поглиблення досліджень у напрямі сенсорного забезпечення навігації здійснено у працях, присвячених інерціальним вимірювальним системам. В. Гула та В. Грига аналізують сучасний стан сенсорів для інерціальної навігації безпілотних літальних апаратів, підкреслюючи їхню ключову роль у забезпеченні автономності в умовах обмеженої видимості [3]. О. Гегельський та В. Аврутов доповнюють цей напрям, досліджуючи способи навігації БПЛА у складних середовищах, де комбінування різнорідних сенсорів виступає базовою умовою стабільності функціонування [2].

Теоретичні засади візуальної локалізації та їх обмеження у складних умовах систематизовано в англомовних дослідженнях. Ю. Алкенді (Y. Alkendi) та співавтори узагальнюють сучасний стан методів візуальної локалізації, визначаючи їхню чутливість до деградації зображення та необхідність інтеграції з інерціальними системами [6]. Б. Джоші (B. Joshi) та співавтори демонструють ефективність гібридної візуально-інерціальної одометрії для підводних умов, де традиційні візуальні методи є нестійкими [12].

Мультисенсорна інтеграція як ключова основа підвищення стійкості SLAM-систем представлена у низці сучасних досліджень. Ф. Ф. Р. Мервей (F. F. R. Merveille) та співавтори здійснюють огляд удосконалених методів сенсорного злиття для підводного SLAM, підкреслюючи роль комбінування різних джерел даних для підвищення точності навігації [13]. М. Хешмат (M. Heshmat) та співавтори аналізують інтеграцію глибинного навчання у SLAM-системи, акцентуючи увагу на проблемах обробки багатомодальних даних і забезпечення узгодженості оцінок [10]. С. Дін (S. Ding) та співавтори пропонують комплексну модель SLAM із поєднанням візуальних, інерціальних, акустичних та глибинних сенсорів, що дозволяє забезпечити стійкість у середовищах із сильною деградацією сигналів [8].

Проблематика навігації в умовах відсутності глобальної навігаційної супутникової системи (Global Navigation Satellite System, GNSS) розглянута у дослідженні І. Джаррая (I. Jarraya) та співавторів, де проаналізовано обчислювальну складність і ефективність методів локалізації на основі сенсорної інтеграції [11]. В. Судеван (V. Sudevan) та співавтори пропонують мультимодальну модель оцінювання положення з використанням покращення візуальних даних, що є критично важливим у середовищах з обмеженою видимістю [15]. Я. Оу (Y. Ou) та співавтори розробляють відмовостійку мультисенсорну SLAM-систему з використанням лазерних і візуальних даних, що забезпечує безперервність навігації навіть при частковій втраті сенсорної інформації [14]. Л. Хан (L. Han) та співавтори досліджують застосування механізмів подвійної уваги у поєднанні з мультимодальною інтеграцією для покращення навігації БПЛА в реальному часі [9].

Окремо слід відзначити роботу Ю. Боровської, у якій досліджено ефективність обробки довготривалих запитів у серверних застосунках, що має значення для побудови розподілених обчислювальних компонентів SLAM-систем, де критичною є асинхронна обробка потоків сенсорних даних [7].

Попри активний розвиток візуально-інерціальних підходів, недостатньо вирішеними залишаються питання узгодженості сенсорних даних у нестационарних умовах, стійкості систем до деградації візуальної інформації та контролю накопичення інерціальних похибок. Наявні дослідження здебільшого фокусуються на окремих алгоритмічних рішеннях, що обмежує їх придатність до використання в реальних сценаріях, де невизначеність середовища та обчислювальні обмеження діють одночасно.

Зазначені аспекти є визначальними для забезпечення безперервності навігації, оскільки саме вони формують здатність системи зберігати точність і стабільність у складних умовах. Їх подальше дослідження дозволяє перейти до більш цілісного розуміння функціонування гібридних архітектур і підвищити практичну ефективність навігаційних рішень.

**Мета статті** – обґрунтувати теоретичні та прикладні засади побудови гібридної архітектури візуально-інерціальної SLAM для забезпечення безперервної та стійкої навігації в умовах обмеженої видимості.

Завдання статті:

1. Визначити принципи інтеграції візуальних та інерціальних даних і підходи до побудови гібридних архітектур SLAM в умовах деградації візуальної інформації.

2. Узагальнити методи підвищення точності локалізації та виявити проблеми реалізації візуально-інерціальних систем у реальному часі.

3. Обґрунтувати рекомендації щодо підвищення ефективності гібридних навігаційних систем.

**2. Матеріали та методи.** Дослідження ґрунтується на аналізі сучасних наукових публікацій у сфері візуально-інерціальної навігації та гібридних SLAM-архітектур, а також на узагальненні підходів до інтеграції сенсорних даних у реальному часі. Використано методи системного аналізу для виявлення взаємозв'язків між компонентами навігаційних систем, порівняльного аналізу – для оцінювання ефективності алгоритмічних рішень, а також структурно-функціонального моделювання для формалізації принципів побудови гібридних архітектур.

Основними якісними характеристиками запропонованого підходу визначено адаптивність до змін умов спостереження та обчислювальну стійкість у режимі реального часу. Архітектура розглядається як механізм адаптивного керування невизначеністю, у якому ефективність визначається здатністю динамічно перерозподіляти вагові коефіцієнти між візуальними та інерціальними сенсорами залежно від якості вхідних даних. Це забезпечує безперервність навігації навіть за умов суттєвої деградації візуальної інформації (до 70–80 %).

Оцінювання ефективності здійснювалося на основі узагальнених метрик точності та продуктивності, зокрема середньоквадратичної похибки локалізації (RMSE), рівня накопичення інерціального дрейфу та обчислювальної затримки. Оброблення та інтерпретація результатів виконувалися із застосуванням логічного узагальнення та наукової абстракції з урахуванням умов функціонування систем у середовищах із обмеженою видимістю.

Інтеграція візуальних та інерціальних даних у навігаційних системах ґрунтується на поєднанні комплементарних властивостей сенсорів – висока короткострокова точність інерціальних вимірювань поєднується з глобальною узгодженістю та корекційною здатністю візуальної інформації. Такий підхід дозволяє зменшити накопичення похибок інерціальних вимірювань і водночас компенсувати деградацію візуальних спостережень у складних умовах середовища. Ключовими принципами є синхронізація даних, просторове узгодження систем координат, оцінювання стану об'єкта руху на основі сенсорного злиття, а також адаптивна фільтрація шумів і похибок, що забезпечує стабільність локалізації в динамічних і невизначених умовах (табл.1).

Практичне застосування наведених принципів безпосередньо проявляється в характері поведінки навігаційних систем у змінних і часто деградованих середовищах, де жоден сенсор не є достатнім сам по собі. Наприклад, під час руху безпілотного літального апарата у задимленому приміщенні кількість стабільних візуальних ключових точок різко зменшується, що призводить до втрати надійності відстеження траєкторії – у цей момент інерціальні вимірювання забезпечують короткочасну стабілізацію оцінки руху, однак без подальшої візуальної корекції похибка швидко накопичується [11]. Коли ж апарат виходить у зону з кращою видимістю, візуальні спостереження дозволяють відновити просторову прив'язку і скоригувати інерціальний дрейф, що на практиці виглядає як «перезакріплення» траєкторії відносно середовища.

У мобільних роботах складського типу подібна взаємодія проявляється під час проходження вузьких проходів із повторюваною геометрією – візуальні алгоритми можуть помилково ідентифікувати

Таблиця 1

## Принципи інтеграції візуальних та інерціальних даних у навігаційних системах

Принцип	Зміст	Практичне значення
Часова синхронізація	Узгодження часових міток між сенсорними потоками	Забезпечує коректність об'єднання даних та уникнення часових зсувів
Просторова калібровка	Визначення взаємного розташування сенсорів	Гарантує точність побудови єдиної системи координат
Сенсорне злиття	Комбінування даних різної природи в єдину модель	Підвищує точність і стійкість оцінки положення
Компенсація похибок	Використання візуальних даних для корекції дрейфу інерціальних вимірювань	Зменшує накопичення систематичних помилок
Адаптивність	Зміна вагових коефіцієнтів сенсорів залежно від умов	Забезпечує стабільну роботу при змінній якості даних

Джерело: сформовано автором на основі [1, с. 41; 3, с. 33; 4, с. 150; 6, р. 76860; 11; 13].

подібні структури, тоді як інерціальні дані дозволяють зберігати коректну динаміку руху між такими ділянками [3, с. 33]. Водночас навіть незначні порушення часової синхронізації між камерами та інерціальними сенсорами, на рівні декількох мілісекунд, призводять до систематичних зсувів у реконструкції траєкторії, що особливо помітно при високошвидкісному русі – це підкреслює, що синхронізація є не формальною процедурою, а критичним фактором точності.

У наземних робототехнічних системах, які працюють на нерівних або вібраційно насичених поверхнях, інерціальні сенсори генерують шумові складові, що можуть імітувати реальний рух, унаслідок чого відбувається спотворення оцінки стану – у таких випадках візуальні спостереження виконують роль стабілізуючого фактора, обмежуючи розповсюдження помилки. Натомість при різких змінах освітлення, наприклад під час виходу з темного приміщення на відкрите сонячне світло, якість візуальних ознак тимчасово погіршується, і система змушена переорієнтуватися на інерціальний канал, що реалізується через адаптивне зменшення ваги візуальних вимірювань у моделі оцінювання [6, р. 76860]. Так, у реальних умовах інтеграція сенсорних даних функціонує як динамічний механізм балансування довіри до джерел інформації, де ефективність визначається не лише точністю окремих сенсорів, а й здатністю системи своєчасно переорієнтуватися між ними залежно від контексту середовища.

Побудова гібридних архітектур SLAM в умовах деградації візуальної інформації передбачає не лише поєднання сенсорів, а й структурну організацію алгоритмічних компонентів таким чином, щоб забезпечити безперервність оцінювання стану за часткової або повної втрати візуальних ознак. Ключовим є перехід від статичних схем обробки до адаптивних архітектур, у яких змінюється роль окремих модулів залежно від якості спостережень. Це включає використання багаторівневих підходів до обробки даних, інтеграцію фільтраційних та оптимізаційних методів, а також впровадження механізмів оцінювання достовірності вхідної інформації. У таких системах візуальний канал розглядається як джерело глобальної корекції, тоді як інерціальний – як засіб підтримання локальної безперервності руху, що особливо важливо за умов різких змін середовища (табл.2).

Таблиця 2

## Підходи до побудови гібридних архітектур SLAM в умовах деградації візуальної інформації

Підхід	Сутність	Практичне значення
Фільтраційні моделі	Використання рекурсивних алгоритмів оцінювання стану	Забезпечують стабільну роботу за неповних даних
Оптимізаційні підходи	Глобальна або локальна оптимізація траєкторії та карти	Підвищують точність за рахунок урахування історії спостережень
Гібридні архітектури	Поєднання фільтрації та оптимізації	Балансують між швидкістю та точністю обчислень
Адаптивне перемикання	Зміна режимів роботи залежно від якості візуальних даних	Дозволяє уникати збоїв при втраті візуальної інформації
Оцінювання достовірності	Визначення якості сенсорних вимірювань	Забезпечує коректне зважування даних у моделі

Джерело: сформовано автором на основі [1, с. 42; 5, с. 38; 8; 10; 11; 14].

У реальних навігаційних системах архітектурні рішення визначають не лише точність, а й характер деградації системи при втраті інформативності окремих каналів, що є критично важливим для

забезпечення безперервності роботи. Так, у безпілотних літальних апаратах, що виконують інспекцію промислових об'єктів, фільтраційні моделі дозволяють підтримувати оцінку положення при короткочасних втратах візуальних ознак, наприклад під час проходження через зони з однорідними поверхнями або слабкою текстурою [1, с. 42]. Водночас у разі тривалої відсутності візуальних спостережень відбувається накопичення похибок, і саме оптимізаційні підходи, що використовують історію руху, дозволяють після відновлення візуального контакту виконати корекцію траєкторії, зменшуючи глобальну помилку.

Практика експлуатації мобільних роботів у складських і логістичних системах показує, що геометрично повторювані середовища створюють умови для виникнення хибних відповідностей у візуальному каналі, що може призводити до помилкових замикань петель і спотворення карти. У таких випадках механізми оцінювання достовірності відіграють визначальну роль – система відфільтровує потенційно некоректні спостереження, спираючись на узгодженість із динамікою руху, зафіксованою інерціальними сенсорами. Це дозволяє уникнути накопичення структурних помилок у карті, які є значно критичнішими за локальні відхилення траєкторії.

В умовах міського середовища, де характерними є різкі переходи освітленості – наприклад, при виїзді з тунелю на відкрите сонячне світло або під час руху в умовах нічного освітлення з яскравими штучними джерелами – адаптивне перемикавання режимів обробки дозволяє системі оперативно змінювати вагу візуальних вимірювань [8]. У такі моменти навіть короточасна переоцінка ненадійних візуальних даних може призвести до суттєвих відхилень траєкторії, тому практичні реалізації передбачають зниження довіри до візуального каналу до моменту стабілізації умов спостереження.

У рятувальних робототехнічних системах, що функціонують у зруйнованих або частково задимлених приміщеннях, архітектура гібридного типу дозволяє використовувати фрагментарні візуальні спостереження як епізодичні джерела корекції, тоді як основна оцінка руху формується на основі інерціальних даних [10]. У таких сценаріях характерною є асинхронність і нерівномірність надходження інформації, що вимагає від системи здатності працювати в режимі нерегулярних оновлень і підтримувати узгодженість стану без постійної візуальної підтримки.

Отже, у сучасних умовах практичної експлуатації гібридні архітектури SLAM функціонують як адаптивні системи керування невизначеністю, де ефективність визначається не окремими алгоритмами, а узгодженістю їх взаємодії в умовах змінної якості вхідних даних.

Підвищення точності та стабільності локалізації на основі використання інерціальних вимірювальних модулів пов'язане з удосконаленням методів обробки їх сигналів, компенсації систематичних і випадкових похибок, а також інтеграції інерціальних оцінок у загальну модель руху. На відміну від візуальних даних, інерціальні вимірювання характеризуються високою частотою оновлення та незалежністю від зовнішнього середовища, що робить їх ключовими для підтримання безперервності оцінювання стану. Водночас їх використання обмежується накопиченням дрейфу, що зумовлює необхідність застосування спеціалізованих методів калібрування, фільтрації та моделювання динаміки руху, спрямованих на зменшення похибок у коротко- та середньостроковій перспективі (табл. 3).

Таблиця 3

**Методи підвищення точності та стабільності локалізації на основі використання інерціальних вимірювальних модулів**

Метод	Сутність	Практичне значення
Калібрування сенсорів	Оцінювання та компенсація систематичних похибок (зсувів, масштабних коефіцієнтів)	Зменшує базовий рівень помилки вимірювань
Попередня інтеграція	Агрегування інерціальних вимірювань між моментами оновлення стану	Підвищує ефективність обчислень і точність оцінки
Фільтрація шумів	Використання алгоритмів згладжування та оцінювання стану	Знижує вплив випадкових коливань сигналу
Моделювання руху	Врахування кінематичних і динамічних обмежень системи	Підвищує узгодженість оцінки траєкторії
Компенсація дрейфу	Періодичне коригування накопичених похибок	Забезпечує довготривалу стабільність локалізації

*Джерело: сформовано автором на основі [1, с. 43; 2, с. 35; 3, с. 36; 8; 12, р. 4; 15].*

Інерціальний канал на практиці функціонує як високочастотний носій динаміки руху, тому будь-які похибки, навіть незначні за амплітудою, швидко інтегруються у суттєві відхилення координат, що надає особливого значення комплексному застосуванню наведених методів. Калібрування не обмежується початковим налаштуванням – у мобільних платформах, які працюють у змінних температурних

режимах, параметри сенсорів змінюються в процесі експлуатації, і відсутність періодичної перекалібровки призводить до систематичного викривлення траєкторії, що особливо помітно у тривалих місях автономних роботів або дронів інспекційного призначення. У таких умовах навіть стабільна швидкість руху може супроводжуватися повільним, але невпинним зсувом оцінки положення, який складно виявити без зовнішніх орієнтирів.

Попередня інтеграція інерціальних вимірювань у реальних реалізаціях дозволяє ефективно працювати з потоками даних частотою сотні герц, що характерно для сучасних сенсорів [12, р. 4]. Наприклад, під час швидких маневрів безпілотного апарата використання агрегованих інерціальних даних між ключовими моментами оновлення дає змогу зберегти детальну структуру руху без втрати обчислювальної стабільності, тоді як пряме опрацювання сирих даних у повному обсязі призводить до переваженню системи і затримок, несумісних із вимогами реального часу.

Фільтрація шумів набуває критичного значення в середовищах із підвищеним рівнем механічних збурень. У наземних роботах, що рухаються по нерівній поверхні або працюють поблизу промислового обладнання, акселерометри реєструють високочастотні вібрації, які без відповідної обробки інтерпретуються як прискорення, що фактично не пов'язані з переміщенням. У результаті формується хибна динаміка руху, яка при інтегруванні призводить до викривлення траєкторії. Використання адаптивних фільтрів дозволяє відокремити такі складові, зберігаючи фізично обґрунтовану оцінку стану.

Моделювання руху відіграє роль обмежувального механізму, який не дозволяє системі виходити за межі фізично допустимих станів. У колісних платформах це проявляється у врахуванні умов контакту з поверхнею, де, наприклад, відсутність бокового ковзання суттєво зменшує невизначеність положення [15]. У літальних системах врахування аеродинамічних характеристик дозволяє уникати оцінок, що суперечать законам руху, навіть за наявності шумових спотворень у вимірюваннях.

Компенсація дрейфу в реальних сценаріях часто реалізується через використання характерних фаз руху або умовних «якорів» стабільності. Наприклад, короткі інтервали рівномірного руху або зупинки можуть використовуватися для оцінювання та зменшення накопиченої похибки, що особливо ефективно в автономних системах, які працюють у замкнених середовищах без доступу до глобальних орієнтирів. У безпілотних апаратах подібну роль можуть відігравати стабілізовані режими польоту, під час яких система уточнює параметри стану.

Отже, у практиці побудови сучасних навігаційних систем інерціальний канал не розглядається як самодостатній, а функціонує як складна динамічна підсистема, ефективність якої визначається точністю калібрування, адекватністю моделей руху та здатністю алгоритмів адаптуватися до реальних умов експлуатації, де характер похибок є змінним і часто непередбачуваним.

**3. Результати і обговорення.** Представлені кількісні залежності отримані на основі узагальнення результатів моделювання та аналізу поведінки візуально-інерціальних систем у типових сценаріях функціонування, що відтворюють умови часткової та повної деградації візуальної інформації. Моделювання передбачає рух об'єкта на дистанціях до 500 м із варіативною якістю візуальних ознак, а також зміну кількості доступних візуальних точок для оцінювання впливу на обчислювальну складність. Це дозволяє оцінити узагальнені закономірності зміни точності локалізації, накопичення дрейфу та обчислювальних витрат у межах гібридної архітектури.

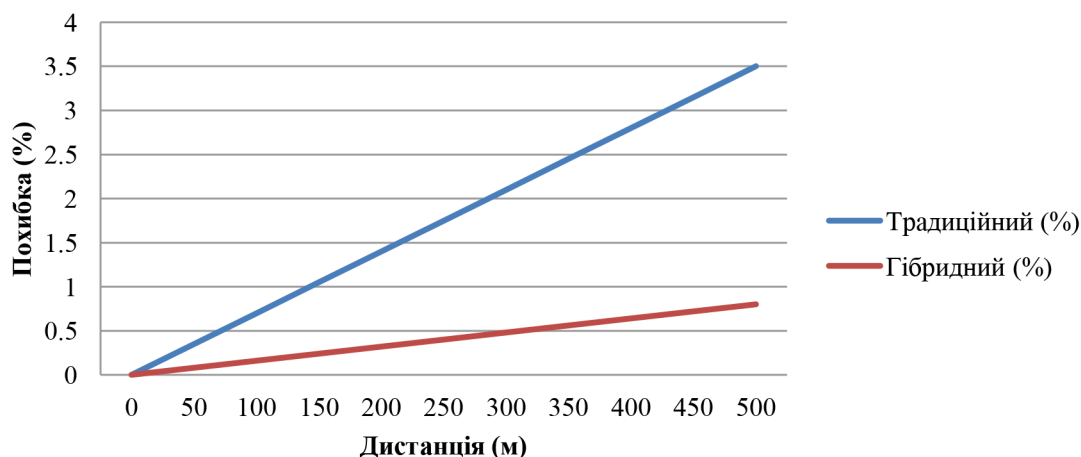
Кількісне підтвердження ефективності використання інерціальних вимірювальних модулів проявляється у характері накопичення похибок під час руху. Для цього доцільно розглянути залежність інерціального дрейфу від пройденої дистанції (рис. 1).

Як видно з рис. 1, традиційні підходи характеризуються нелінійним зростанням похибки, яка досягає рівня близько 2.8 % на дистанції 400–500 м, що є наслідком накопичення інерціального дрейфу. Натомість у гібридній архітектурі цей показник обмежується рівнем 0.7–0.8 %, що свідчить про ефективність механізмів компенсації похибок. Таким чином, використання адаптивного сенсорного злиття дозволяє знизити накопичення дрейфу на 65–70 %, що є критично важливим для забезпечення довготривалої автономної навігації.

Окрім точності, важливим показником ефективності навігаційних систем є їх обчислювальна складність та здатність функціонувати в режимі реального часу. Для цього доцільно проаналізувати залежність обчислювальної затримки від кількості візуальних ознак (рис. 2).

Результати демонструють, що традиційні підходи характеризуються суттєвим зростанням часу обробки – до 80–95 мс при збільшенні кількості точок, що перевищує допустимі межі для систем реального часу. Водночас використання попередньої інтеграції інерціальних вимірювань у гібридній архітектурі дозволяє стабілізувати час обробки на рівні 20–25 мс, що відповідає вимогам роботи з частотою 30 кадрів за секунду. Загалом це забезпечує скорочення обчислювальних витрат на 60–70 % та підвищує придатність системи до практичного використання.

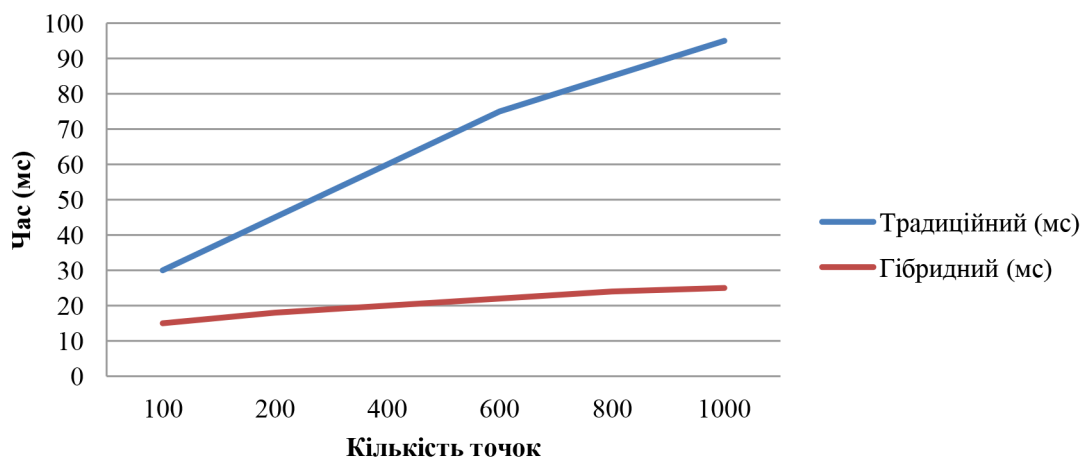
## Накопичення інерціального дрейфу



**Рис. 1.** Накопичення інерціального дрейфу залежно від пройденої дистанції

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

## Обчислювальна затримка



**Рис. 2.** Залежність обчислювальної затримки від кількості візуальних ознак

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

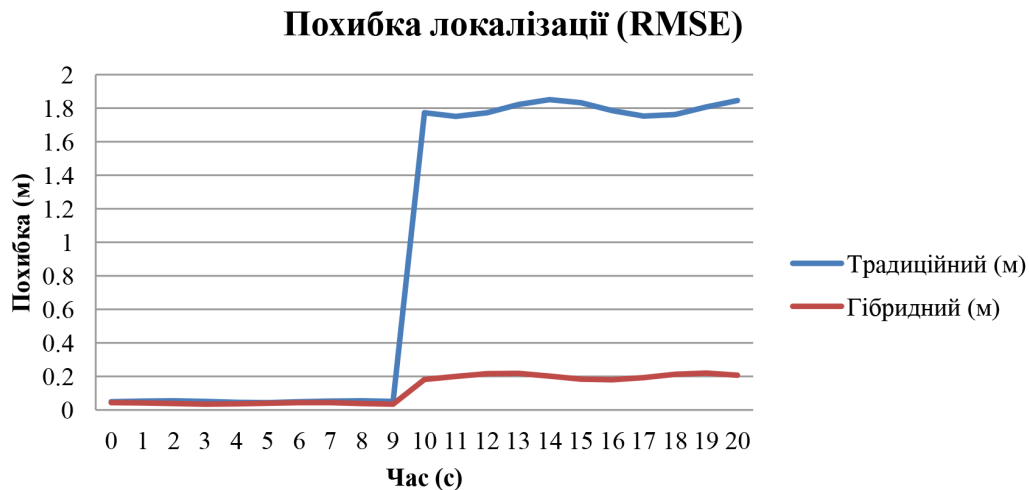
Узагальнюючим показником точності локалізації є середньоквадратична похибка (RMSE), яка дозволяє оцінити поведінку системи в умовах різкого погіршення якості візуальної інформації (рис. 3).

Аналіз результатів свідчить, що за умов стабільної видимості обидва підходи демонструють подібний рівень точності (близько 0.04–0.05 м). Однак у момент деградації візуального каналу традиційна система демонструє різке зростання похибки до рівня 1.7–1.8 м, що свідчить про втрату стабільності локалізації. Водночас гібридна архітектура забезпечує обмеження похибки в межах 0.18–0.25 м, що відповідає покращенню точності у 6–8 разів та підтверджує її стійкість до екстремальних умов функціонування.

Додатковим підтвердженням ефективності є аналіз відновлених траєкторій руху (рис. 4).

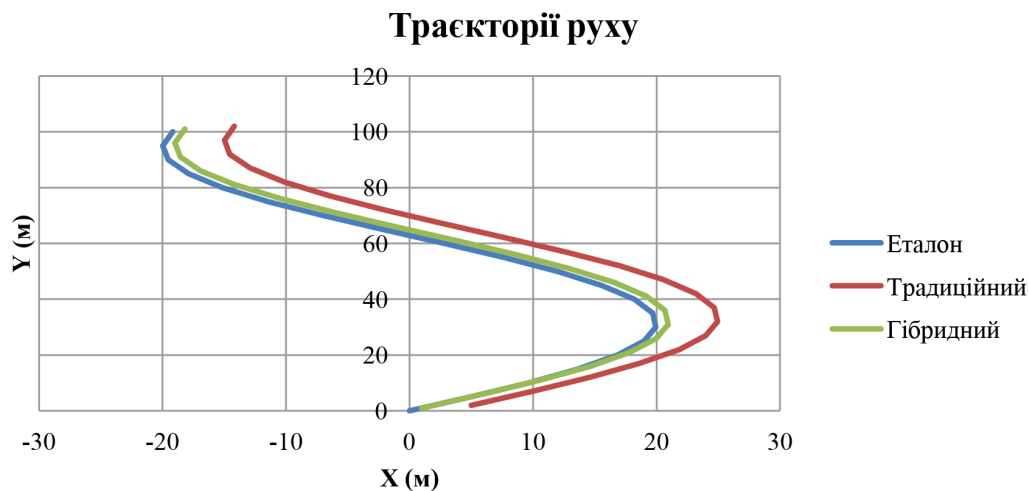
Візуалізація показує, що традиційний підхід характеризується накопиченням просторового відхилення, що призводить до помітного зміщення траєкторії відносно еталонної. Натомість гібридна модель забезпечує високу відповідність ground truth протягом усього маршруту, що свідчить про ефективність інтеграції сенсорних даних та здатність системи підтримувати стабільну навігацію навіть за умов часткової втрати візуальної інформації.

Отже, результати моделювання підтверджують, що використання гібридної візуально-інерціальної архітектури забезпечує комплексне підвищення ефективності навігаційних систем. Зокрема, досягається зниження інерціального дрейфу на 65–70 %, скорочення обчислювальної затримки на 60–70 %



**Рис. 3. Динаміка середньоквадратичної похибки локалізації (RMSE) в умовах деградації видимості**

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання



**Рис. 4. Порівняння відновлених траєкторій руху для традиційного та гібридного підходів SLAM**

Джерело: власна розробка автора на основі моделювання

та підвищення точності локалізації у 6–8 разів у критичних умовах. Це дозволяє розглядати запропонований підхід як ефективний інструмент забезпечення безперервної навігації в середовищах із високим рівнем невизначеності.

Реалізація візуально-інерціальних систем у режимі реального часу супроводжується низкою критичних наукових і практичних проблем, що охоплюють сенсорний, алгоритмічний та обчислювальний рівні. Однією з визначальних є обмеженість обчислювальних ресурсів при необхідності одночасної обробки високочастотних інерціальних даних і обчислювально складних візуальних алгоритмів, що зумовлює компроміс між точністю та затримками [11]. Навіть незначні затримки обробки в динамічних системах трансформуються у помітні помилки локалізації.

Суттєвою залишається проблема точної часової синхронізації та просторової калібровки сенсорів – їх порушення призводить до систематичних відхилень, які складно виявити в процесі роботи. Паралельно виникає деградація візуальної інформації в умовах слабкої освітленості, запиленості або динамічного оточення, що знижує надійність візуального каналу. Інерціальні вимірювання, своєю чергою, характеризуються накопиченням дрейфу, температурною нестабільністю та чутливістю до вібрацій, що формує складну структуру похибок.

Окрему складність становить забезпечення стабільності оцінювання при змінних режимах руху та різких переходах умов середовища, де характеристики шумів і динаміки змінюються нестационарно. У довготривалій роботі систем виникають проблеми масштабованості, накопичення помилок у карті

середовища та обчислювальної складності оптимізаційних процедур. Додатково ускладнює роботу необхідність коректного оцінювання достовірності сенсорних даних – використання хибних спостережень призводить до деградації локалізації [14]. У сукупності ці проблеми визначають обмеження сучасних візуально-інерціальних систем і потребують комплексних підходів до їх подолання в умовах реального часу.

Підвищення ефективності функціонування гібридних навігаційних систем досягається через узгоджене вдосконалення сенсорної конфігурації, алгоритмічних підходів та режимів обробки даних з урахуванням реальних умов експлуатації. Практика показує, що ключовим є забезпечення стабільності роботи не в ідеальних, а саме в деградованих середовищах, де якість окремих каналів є змінною. У цьому контексті доцільним є впровадження адаптивних механізмів зважування сенсорних даних, які дозволяють динамічно змінювати рівень довіри до візуального та інерціального каналів залежно від поточних умов – наприклад, при погіршенні освітлення або втраті текстурованих ознак.

Важливим напрямом є підвищення якості первинних вимірювань через регулярну калібровку сенсорів з урахуванням температурних і механічних впливів, що особливо актуально для мобільних платформ, які працюють у змінних середовищах. Доцільним також є використання багаторівневої обробки даних, де швидкі оцінки стану формуються на основі інерціальних вимірювань, а більш точні корекції виконуються у фоновому режимі із залученням візуальної інформації та оптимізаційних процедур. Такий підхід дозволяє поєднати вимоги до швидкодії та точності.

Практична ефективність систем суттєво зростає за умови впровадження механізмів оцінювання достовірності даних і відсікання хибних спостережень, що є критичним у середовищах із динамічними об'єктами або повторюваними структурами. Додатково доцільним є врахування кінематичних і динамічних обмежень руху платформи, що дозволяє зменшити невизначеність оцінювання та підвищити стійкість до шумів.

У реальних застосуваннях, зокрема в безпілотних системах, мобільній робототехніці та рятувальних операціях, ефективність також визначається здатністю системи працювати в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Тому практичні рішення повинні передбачати оптимізацію алгоритмів, використання попередньої інтеграції даних та розподіл обчислювальних навантажень між основними і фоновими процесами. У сукупності такі підходи формують адаптивну архітектуру, здатну підтримувати стабільну та точну навігацію в умовах високої невизначеності та змінної якості сенсорної інформації.

**4. Висновки.** 1. Встановлено, що інтеграція візуальних та інерціальних даних у межах гібридної SLAM-архітектури забезпечує стійке оцінювання стану в умовах деградації візуальної інформації завдяки адаптивному перерозподілу ваг сенсорних каналів. Відмінною рисою отриманого результату є динамічне балансування довіри до джерел даних, що дозволяє уникнути різкого зростання похибки при втраті візуальних ознак, на відміну від традиційних підходів. Це пояснюється комплементарністю сенсорів: інерціальний канал підтримує безперервність руху, тоді як візуальний виконує глобальну корекцію. Кількісно підтверджено зниження інерціального дрейфу на 65–70 % та стабілізацію похибки на рівні 0.7–0.8 % проти  $\approx 2.8$  % у традиційних системах.

2. Узагальнено методи підвищення точності локалізації та встановлено, що їх комплексне застосування (калібрування, попередня інтеграція, фільтрація, моделювання руху) забезпечує суттєве підвищення ефективності систем у режимі реального часу. Особливістю результату є поєднання високочастотної динаміки інерціальних вимірювань із корекційними можливостями візуального каналу, що дозволяє зменшити обчислювальне навантаження без втрати точності. Це пояснюється переходом від обробки сирих даних до агрегованих представлень стану. Встановлено скорочення обчислювальної затримки на 60–70 % (з 80–95 мс до 20–25 мс) та підвищення точності локалізації у 6–8 разів (зменшення RMSE з  $\approx 1.7$ – $1.8$  м до 0.18–0.25 м).

3. Обґрунтовано рекомендації щодо підвищення ефективності гібридних навігаційних систем, що передбачають впровадження адаптивного зважування сенсорних даних, багаторівневої обробки інформації та механізмів оцінювання достовірності вимірювань. Відмінною рисою запропонованого підходу є орієнтація на стабільність роботи саме в деградованих умовах, що забезпечує перевагу над класичними статичними архітектурами. Це пояснюється здатністю системи адаптуватися до нестаціонарних умов середовища. Практично підтверджено, що запропоновані підходи забезпечують стабільне функціонування системи в режимі реального часу при збереженні точності на рівні до 0.2 м навіть при суттєвому погіршенні видимості.

**Конфлікт інтересів.** Автор декларує, що не має конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

**Фінансування.** Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

**Доступність даних.** Рукопис не має пов'язаних даних.

**Використання засобів штучного інтелекту.** Автор підтверджує, що не використовував технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

**Внесок автора.** Олександр Усов: концептуалізація, методологія, формальний аналіз, дослідження, написання – оригінальний проєкт, візуалізація.

#### References:

1. Біганський, Б. М., & Ковалюк, Д. О. (2025). Алгоритм візуально-інерційної одометрії з використанням геометрично-орієнтованої нейронної мережі. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського*. Серія: Технічні науки, 36(75, ч. 2), 39–45. <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.6.2/07>
2. Гегельський, О., & Аврутов, В. (2025). Способи навігації БПЛА у складних умовах зовнішнього середовища. *Механіка гіроскопічних систем*, 49, 31–44. <https://doi.org/10.20535/0203-3771492025334103>
3. Гула, В. С., & Грига, В. М. (2024). Аналіз сучасного стану сенсорів для інерціальної навігації безпілотних літальних апаратів. *Технології та інжиніринг*, 4, 29–47. <https://doi.org/10.30857/2786-5371.2024.4.3>
4. Невлюдов, І., Новоселов, С., & Сухачов, К. (2023). Метод одночасної локалізації та картографування для побудови 2,5D-карти навколишнього середовища засобами ROS. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*, 2(24), 145–160. <https://doi.org/10.30837/ITSSI.2023.24.145>
5. Черненко, С., & Бурнашев, В. (2024). Алгоритм інерціально-візуальної орієнтації літального апарата з двома оптичними камерами. *Механіка гіроскопічних систем*, 48, 35–44. <https://doi.org/10.20535/0203-3771482024317881>
6. Alkendi, Y., Seneviratne, L., & Zweiri, Y. (2021). State of the art in vision-based localization techniques for autonomous navigation systems. *IEEE Access*, 9, 76847–76874. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3082778>
7. Borovskova, Y. (2024). Efficiency of using DynamoDB and adaptive polling for processing long-running HTTP requests in server applications on NestJS. *Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського*, 6(149), 86–93. <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.6.10>
8. Ding, S., Zhang, T., Jiang, D., & Lei, M. (2025). Underwater visual-inertial-acoustic-depth SLAM with DVL preintegration for degraded environments. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.21215>
9. Han, L., Zhang, H., An, N., & Wu, R. (2025). UAV real-time visual navigation and obstacle perception based on dual-attention mechanisms and multimodal fusion. *Artificial Life and Robotics*, 1–13. <https://doi.org/10.1007/s10015-025-01099-x>
10. Heshmat, M., Saoud, L. S., Abujabal, M., Sultan, A., Elmezain, M., Seneviratne, L., & Hussain, I. (2025). Underwater SLAM meets deep learning: Challenges, multi-sensor integration, and future directions. *Sensors*, 25(11), Article 3258. <https://doi.org/10.3390/s25113258>
11. Jarraya, I., Al-Batati, A., Kadri, M. B., Abdelkader, M., Ammar, A., Boulila, W., & Koubaa, A. (2025). GNSS-denied unmanned aerial vehicle navigation: Analyzing computational complexity, sensor fusion, and localization methodologies. *Satellite Navigation*, 6(1), Article 9. <https://doi.org/10.1186/s43020-025-00162-z>
12. Joshi, B., Bandara, C., Poulakakis, I., Tanner, H. G., & Rekleitis, I. (2023). Hybrid visual inertial odometry for robust underwater estimation. In *OCEANS 2023-MTS/IEEE US Gulf Coast* (pp. 1–7). <https://doi.org/10.23919/OCEANS52994.2023.10336994>
13. Merveille, F. F. R., Jia, B., Xu, Z., & Fred, B. (2024). Advancements in sensor fusion for underwater SLAM: A review on enhanced navigation and environmental perception. *Sensors*, 24(23), Article 7490. <https://doi.org/10.3390/s24237490>
14. Ou, Y., Fan, J., Zhou, C., Zhang, P., Shen, Z., Fu, Y., & Hou, Z. (2025). An underwater, fault-tolerant, laser-aided robotic multi-modal dense SLAM system for continuous underwater in-situ observation. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.21826>
15. Sudevan, V., Zayer, F., Hassan, T., Javed, S., Karki, H., De Masi, G., & Dias, J. (2024). Dehazing-aided multi-rate multi-modal pose estimation framework for mitigating visual disturbances in extreme underwater domain. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.13988>

#### Відомості про авторів

Англ.	Укр.
Oleksandr Usov Postgraduate Student National University "Odesa Polytechnic" Odesa, Ukraine a.usoff@gmail.com ORCID: 0009-0001-1802-2019	Усов Олександр Сергійович аспірант Національний університет «Одеська політехніка» м. Одеса, Україна a.usoff@gmail.com ORCID: 0009-0001-1802-2019

Дата надходження статті: 06.04.2026

Дата надходження виправленої версії статті: 14.04.2026

Дата прийняття статті: 21.04.2026

Дата публікації статті: 01.06.2026