

Усов О.С.

Національний університет «Одеська політехніка»

МЕТОДИ ВІЗУАЛЬНОЇ SLAM ДЛЯ НАВІГАЦІЇ У ВНУТРІШНЬОМУ СЕРЕДОВИЩІ БЕЗ ДОСТУПУ ДО ГЛОБАЛЬНОГО ПОЗИЦІОНУВАННЯ

Актуальність дослідження зумовлена потребою підвищення точності одночасної локалізації та картографування (*Simultaneous Localization and Mapping, SLAM*) у внутрішніх просторах без доступу до глобальної навігації, що є критично важливим для забезпечення стабільної навігації в середовищах зі складною структурою та динамічними об'єктами.

Метою дослідження є здійснення комплексного аналізу методів реалізації візуальної одночасної локалізації та картографування у внутрішніх умовах з акцентом на визначення оптимальних підходів для підвищення точності локалізації та створення ефективних алгоритмів картографування.

Методологія дослідження охоплює порівняльний аналіз наявних методів SLAM, структурно-функціональний аналіз сенсорних систем (монокулярних, стерео- і RGB-D камер, а також інерціальних вимірювальних одиниць), а також моделювання впливу алгоритмів глибинного навчання на сегментацію динамічних об'єктів та зменшення похибок у побудові карт простору.

Результати дослідження. Встановлено, що комбіноване використання сенсорів різних типів дає змогу зменшити похибки локалізації за рахунок взаємної компенсації недоліків кожної системи. Доведено, що інтеграція алгоритмів глибинного навчання сприяє підвищенню точності ідентифікації динамічних об'єктів, що допомагає зменшити помилки картографування в середовищах зі складною архітектурою. Виявлено, що системи SLAM, що зорієнтовані на семантичну сегментацію, забезпечують більш стабільну локалізацію в середовищах із повторюваними структурами, проте вимагають значних обчислювальних ресурсів.

Висновки. Обґрунтовано доцільність використання гібридних SLAM-систем, які поєднують різні типи сенсорів та алгоритми глибинного навчання для компенсації похибок і стабілізації локалізації в динамічних середовищах. Рекомендовано впровадження технологій інфрачервоного підсвічування та прогнозування траєкторій рухомих об'єктів для зменшення впливу динамічних факторів.

Перспективи дослідження пов'язані з розробленням адаптивних SLAM-архітектур з автоматичним налаштуванням параметрів сенсорів та алгоритмів для забезпечення стабільної локалізації та картографування в середовищах зі складною структурою та високою динамічністю.

Ключові слова: навігаційні системи, динамічні об'єкти, семантична сегментація, нейромережі, локалізація, картографування, сенсори.

Постановка проблеми. Сучасні системи навігації у внутрішньому середовищі зіштовхуються з низкою викликів, зумовлених відсутністю доступу до глобальних навігаційних систем, зокрема глобальної системи позиціонування (*Global Positioning System, GPS*), що обмежує можливості орієнтації та локалізації в умовах замкнених просторів. У будівлях зі складною архітектурною структурою, насичених такими однотипними елементами, як коридори та кімнати, навігація ускладнюється через відсутність чітких орієнтирів і проблеми повторюваності структур. Візуальні системи SLAM, що використовують дані з камер та інших сенсорів, надають можливість одночасно будувати карту середовища та визначати місцезнаходження

об'єкта в просторі. Проте точність та ефективність цих методів суттєво залежать від типу сенсора, з-поміж яких монокулярні, стерео- та RGB-D камери (*Red, Green, Blue – Depth*, тобто камери, що поєднують зображення з глибоким каналом) або інерціальні вимірювальні одиниці (*Inertial Measurement Unit, IMU*). Зокрема використання глибинних камер може значно підвищити точність локалізації в складних умовах, проте збільшує обчислювальне навантаження на систему. Впровадження алгоритмів глибинного навчання для семантичної сегментації та фільтрації динамічних об'єктів розширює можливості традиційних методів одночасної локалізації та картографування, забезпечуючи більш точне розпізнавання навколишніх об'єктів і підвищуючи

стійкість до змін середовища. Водночас зростає необхідність дослідження ефективності таких методів у середовищах зі значними перепонами для виявлення головних обмежень та розроблення нових підходів до підвищення точності картографування та локалізації без доступу до глобальних навігаційних систем.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз наукових досліджень щодо методів візуального SLAM для навігації у внутрішньому середовищі дає змогу виокремити чотири головні напрями, що відображають сучасні технічні рішення для побудови надійних навігаційних систем у приміщеннях.

Перший напрям зосереджується на використанні різних сенсорів для підвищення точності SLAM-систем. Так, А. Мерзляков (A. Merzlyakov) та С. Масенські (S. Macenski) у своєму дослідженні аналізують ефективність монокулярних, стерео- та RGB-D камер для SLAM, підкреслюючи значення коректного вибору сенсорів для підвищення точності в складних середовищах [1]. Дослідники З. С. Хашеміфар (Z. S. Hashemifar), С. Адіварахан (C. Adhivarahan), А. Балакрішнан (A. Balakrishnan) та К. Данту (K. Dantu) пропонують інтеграцію Wi-Fi сенсорів у SLAM-системи для підвищення точності локалізації в приміщеннях із низьким рівнем освітлення [2]. Автори С. Сюй (C. Xu), Ч. Лю (Z. Liu) та Ч. Лі (Z. Li) досліджують поєднання стереокамер з інерційними вимірювальними одиницями (IMU) для підвищення стабільності позиціонування в динамічних умовах [3]. Науковці Ц. Чен (C. Chen), Х. Чжу (H. Zhu), Л. Ван (L. Wang) та Ю. Лю (Y. Liu) пропонують алгоритм стерео-візуально-інерціального SLAM, що забезпечує високу точність локалізації за відсутності оклюзій [4]. Натомість М. Хельмбергер (M. Helmberger), К. Морін (K. Morin), Б. Бернер (B. Berner), Н. Кумар (N. Kumar), Дж. Чіоффі (G. Cioffi) та Д. Скарамуцца (D. Scaramuzza) представляють Hilti SLAM Challenge Dataset як тестову платформу для оцінки SLAM-систем з урахуванням різних типів сенсорів [5]. Подальші дослідження в цьому напрямі мають бути зосереджені на розробленні адаптивних алгоритмів, що здатні ефективно комбінувати дані з різних типів сенсорів для компенсації зовнішніх впливів.

Другий напрям присвячений інтеграції глибинного навчання у SLAM-системи для покращення обробки динамічних об'єктів. У своєму дослідженні Д. Дам'янович (D. Damjanović),

П. Біочич (P. Biočić), С. Праклячич (S. Prkljačić), Д. Чинчурак (D. Činčurak) та Й. Бален (J. Balen) аналізують використання згорткових нейронних мереж (CNN) для семантичної сегментації рухомих об'єктів у внутрішніх середовищах [6]. Автори Й. Чарновські (J. Czarnowski), Т. Лейдлоу (T. Laidlow), Р. Кларк (R. Clark) та А. Дж. Девісон (A. J. Davison) представляють алгоритм DeepFactors для щільного монокулярного SLAM у реальному часі, що дає змогу зменшити обчислювальне навантаження під час оброблення великих об'ємів даних [7]. Науковці Б. Бескос (B. Bescos), С. Кампос (C. Campos), Х. Д. Тардос (J. D. Tardós) та Х. Нейра (J. Neira) пропонують DynaSLAM II, що поєднує мультиоб'єктний трекінг із SLAM для одночасної обробки статичних і рухомих об'єктів [8]. У своєму дослідженні К. Дж. Сінгх (K. J. Singh), Д. С. Капур (D. S. Kapoor), К. Тхакур (K. Thakur), А. Шарма (A. Sharma), А. Найяр (A. Nayyar) та С. Махаджан (S. Mahajan) досліджують активний SLAM у соціально-орієнтованих середовищах, що передбачає побудову карт у реальному часі з використанням даних глибинного навчання [9]. Для подальших досліджень необхідно зосередитися на інтеграції глибинного навчання з методами класифікації та виокремлення рухомих об'єктів для підвищення точності навігації.

Третій напрям охоплює адаптацію SLAM-систем для людей із порушеннями зору. У своєму огляді М. Бамдад (M. Bamdad), Д. Скарамуцца (D. Scaramuzza) та А. Дарвіші (A. Darvishy) аналізують переваги візуального SLAM для просторової орієнтації, наголошуючи на важливості коректної адаптації алгоритмів для забезпечення стабільності позиціонування [10]. Так, Р. Н. Кандадан (R. N. Kandalan) та К. Намудурі (K. Namuduri) розглядають методи корекції траєкторії для користувачів із вадами зору, акцентуючи на компенсації неточностей у системах із монокулярними камерами [11]. Автори Д. Хан (D. Khan), Ч. Чен (Z. Cheng), Х. Учіяма (H. Uchiyama), С. Алі (S. Ali), М. Асшад (M. Asshad) та К. Кійокава (K. Kiyokawa) наголошують на необхідності врахування специфіки просторової орієнтації у SLAM-системах для людей із сенсорними обмеженнями [12]. Натомість С. Томажич (S. Tomažič) розглядає внутрішнє позиціонування для людей із порушеннями зору з акцентом на стабільності систем у приміщеннях зі змінним освітленням [13]. Подальші розробки мають бути спрямовані на інтеграцію SLAM із тактильними і аудіовізу-

альними сенсорами для підвищення точності та безпеки.

Четвертий напрям стосується адаптації SLAM для мобільної робототехніки з обмеженими обчислювальними ресурсами. У своєму дослідженні Ю. Чжан (Y. Zhang), М. Сяо (M. Hsiao), Ю. Чжао (Y. Zhao), Цз. Донг (J. Dong) та Д. Дж. Енгель (J. J. Engel) пропонують клієнт-серверну оптимізацію для SLAM-систем з обмеженими ресурсами, що дає змогу зменшити обчислювальні витрати [14]. Науковці П. Ю. Цзен (P. Y. Tseng), Цз. Дж. Лін (J. J. Lin), Ю. Ч. Чан (Y. C. Chan) та А. Ю. Чен (A. Y. Chen) представляють систему для швидкої локалізації в кризових умовах із використанням візуального SLAM, що оптимізована для роботи з малопотужними пристроями [15]. Для підвищення ефективності систем у подальших дослідженнях необхідно розробити методи компресії даних та оптимізації алгоритмів для роботи на мобільних платформах.

Аналіз літератури засвідчує зацікавленість у використанні візуального SLAM для навігації у внутрішніх середовищах без доступу до глобального позиціонування. Головні напрями досліджень передбачають використання мультисенсорних систем, інтеграцію глибинного навчання, адаптацію технологій для людей із вадами зору та оптимізацію алгоритмів для мобільних платформ. Для подальших досліджень доцільно зосередитися на інтеграції різних сенсорних систем, розробленні гібридних моделей SLAM та адаптації алгоритмів до умов динамічних середовищ.

Попри значний прогрес у розробленні систем SLAM, невирішеними залишаються питання, що пов'язані з точністю локалізації у внутрішніх умовах за відсутності глобальної навігації. Зокрема недостатньо досліджено вплив різних типів сенсорів на якість картографування в середовищах зі складною структурою, обмеженою освітленістю та наявністю динамічних об'єктів. Використання алгоритмів глибинного навчання також демонструє перспективи у фільтрації динамічних об'єктів, проте потребує подальшого аналізу для забезпечення стабільної локалізації в складних умовах.

Запропоноване дослідження спрямоване на заповнення цих прогалин шляхом комплексного аналізу ефективності різних сенсорних систем у SLAM, розроблення алгоритмів сегментації динамічних об'єктів на основі глибинного навчання та оптимізації методів картографування

для підвищення точності локалізації. Це дасть змогу створити адаптивну SLAM-архітектуру, що здатна інтегрувати різнотипні сенсорні дані та зменшувати системні похибки в динамічних середовищах.

Постановка завдання. Метою статті є здійснення комплексного аналізу методів реалізації візуальної одночасної локалізації та картографування (SLAM) у внутрішніх умовах за відсутності глобальної навігації для визначення оптимальних підходів до підвищення точності локалізації та картографування.

Завдання статті:

Визначити особливості використання різних типів сенсорів (монокулярні, стерео- та RGB-D камери, інерціальні вимірювальні одиниці) у візуальних SLAM-системах та оцінити їхній вплив на точність локалізації у внутрішньому середовищі.

Дослідити роль алгоритмів глибинного навчання в покращенні результатів візуального SLAM, зокрема в контексті сегментації динамічних об'єктів і зниження похибок у процесі побудови карт у середовищах із повторюваними структурами.

Розробити рекомендації щодо оптимізації SLAM-систем для внутрішнього середовища з урахуванням обмеженої освітленості, динамічних об'єктів і нестабільних сенсорних даних.

Виклад основного матеріалу. Візуальна одночасна локалізація та картографування (SLAM) у внутрішніх умовах є складним завданням, оскільки відсутність глобальної навігації обмежує можливості точного визначення місцезнаходження та побудови карти простору. У таких умовах значну роль відіграє тип сенсорів, які використовуються для збору візуальних даних. Монокулярні камери забезпечують спрощену реалізацію SLAM, проте вони не здатні надавати глибинну інформацію, що обмежує їхню точність у складних середовищах із багаторазовими перешкодами. Стереокамери, що складаються з двох синхронізованих камер, дають змогу отримувати просторову інформацію, але потребують більш високої обчислювальної потужності для обробки даних. Камери RGB-D інтегрують глибинний канал разом із кольоровим зображенням, що сприяє більш точній локалізації, проте вони мають обмежений діапазон дії та чутливі до змін освітлення. Інерціальні вимірювальні одиниці (IMU) забезпечують додаткову інформацію про прискорення та кутову швидкість, підвищуючи стійкість системи до динамічних змін, однак їх

використання вимагає складних алгоритмів для компенсації дрейфу даних (табл. 1).

На практиці інтеграція різних типів сенсорів у системах SLAM спрямована на подолання обмежень кожного окремого сенсора та забезпечення комплексного збору даних для точного моделювання середовища. Монокулярні камери, що складаються з одного об'єктива, зазвичай використовуються в мобільних роботах з обмеженими обчислювальними ресурсами, де пріоритетом є мінімізація витрат на апаратне забезпечення [9]. Проте відсутність глибинної інформації зумовлює необхідність застосування складних алгоритмів оцінки масштабу, що підвищує ризик накопичення помилок під час руху в середовищах із повторюваними структурами.

Стереокамери, що складаються з двох синхронізованих камер, завдяки здатності до стереоскопічного зчитування забезпечують більш точне позиціонування в умовах обмеженого простору та дають змогу зменшити похибки, спричинені динамічними змінами. Водночас високі вимоги до калібрування та збільшення обчислювальних навантажень можуть ускладнювати використання таких камер у реальному часі.

Камери RGB-D набули поширення в задачах семантичного картографування, де глибинні дані поєднуються з візуальними ознаками для створення тривимірної моделі простору [11]. Проте їхня ефективність значно залежить від стабільного освітлення та відстані до об'єктів, що ускладнює роботу в умовах низької освітленості або великих приміщень.

Інерціальні вимірювальні одиниці (Inertial Measurement Unit, IMU), що складаються з акселерометра та гіроскопа, здатні реєструвати зміни прискорення та обертання. Їх часто використо-

вують для компенсації втрати позиційних даних у складних умовах. Однак накопичення похибок у даних IMU вимагає застосування алгоритмів корекції дрейфу, зокрема розширеного фільтра Калмана (Extended Kalman Filter, EKF) або некалманівського фільтра (Unscented Kalman Filter, UKF) [16]. Так, у сучасних практичних реалізаціях одночасної локалізації та картографування актуальності набуває підхід до комбінованого використання сенсорів і методів машинного навчання для одночасного підвищення точності картографування та зменшення впливу системних похибок.

Системи SLAM у середовищах із повторюваними структурами стикаються з низкою викликів, зумовлених подібністю об'єктів та їхньою динамічністю. У таких умовах традиційні методи SLAM, які переважно базуються на аналізі статичних структур і фіксованих орієнтирів, мають обмеження в здатності до коректного розпізнавання об'єктів. Серед найбільш поширених методів виділяють алгоритми, зорієнтовані на обробку візуальних даних, зокрема ORB-SLAM (Oriented FAST and Rotated BRIEF), LSD-SLAM (Large Scale Direct Monocular SLAM) та DSO (Direct Sparse Odometry). В умовах середовищ із повторюваними структурами (коридори, офісні приміщення або склади) ці алгоритми стикаються з проблемами правильної ідентифікації ключових точок через схожість елементів, що призводить до помилок у побудові карт і визначенні місцезнаходження [5]. Динамічні об'єкти (люди, транспортні засоби або рухомі меблі) також суттєво впливають на точність SLAM-систем, оскільки їх переміщення може бути помилково інтерпретовано як зміни в структурі середовища (табл. 2).

Таблиця 1

Методи нейромережевої обробки медичних даних у контексті сумаризації та релевантного висновування

Тип сенсора	Головні характеристики	Переваги	Обмеження
Монокулярна камера	Один об'єктив, 2D-зображення	Простота реалізації, низька вартість	Відсутність глибинної інформації, залежність від текстур
Стереокамера	Два об'єктиви, обчислення глибини	Отримання 3D-даних, покращення точності	Висока обчислювальна вартість, чутливість до калібрування
RGB-D камера	Кольорове зображення та глибинний канал	Висока точність у ближній зоні, доступ до глибинних даних	Обмежений діапазон дії, чутливість до освітлення
IMU	Акселерометр та гіроскоп	Виявлення руху, компенсація дрейфу	Накопичення похибок, необхідність в алгоритмах корекції

Джерело: сформовано автором на основі [1; 4; 5; 6; 7; 14]

**Ефективність методів SLAM у середовищах із повторюваними структурами
та динамічними об'єктами**

Метод SLAM	Головний принцип роботи	Стійкість до повторюваних структур	Виявлення динамічних об'єктів	Обмеження
ORB-SLAM	Використання візуальних ключових точок із фіксованими ознаками	Середня	Обмежена	Залежність від статичних об'єктів
LSD-SLAM	Пряме відстеження зміни пікселів	Низька	Відсутня	Складнощі з виявленням руху
DSO	Спарене одометріювання з використанням інтенсивності пікселів	Висока	Часткова	Складність обробки динамічних сцен
Semantic SLAM	Інтеграція семантичної сегментації	Висока	Висока	Високі обчислювальні витрати
Dynamic SLAM	Виявлення рухомих об'єктів та їхня фільтрація	Висока	Висока	Вимоги до комплексної обробки даних

Джерело: сформовано автором на основі [2; 3; 8; 9; 10; 12]

У середовищах із повторюваними структурами (коридори офісних будівель, склади з однаковими стелажми або паркінги) головною проблемою для алгоритмів одночасної локалізації та картографування є розрізнення об'єктів зі схожими ознаками. Наприклад, у системах, що базуються на таких візуальних ключових точках, як ORB-SLAM, часто спостерігається помилкова ідентифікація місця розташування через невідповідність між фактичною структурою середовища і збереженими орієнтирами. Це може призвести до втрати локалізації чи до побудови некоректної карти. Метод LSD-SLAM, що зорієнтований на аналіз інтенсивності пікселів, демонструє вищу стійкість до повторюваних структур, проте зазнає труднощів із відстеженням об'єктів, які рухаються незалежно від основної сцени [10].

У динамічних середовищах, де присутні рухомі об'єкти, наприклад, на заводах або в торгових центрах, відсутність механізмів виявлення та ігнорування динамічних елементів може стати критичним чинником, що впливає на загальну точність SLAM-систем. У випадках, коли такі об'єкти сприймаються системою як постійні орієнтири, можливі значні помилки в оцінюванні місцезнаходження. Застосування підходів, що використовують відокремлення статичних і динамічних елементів, дає змогу не лише усунути ці помилки, а й підвищити загальну надійність побудованих карт. Dynamic SLAM, зосереджений на виявленні та фільтрації динамічних об'єктів, виявляє ефективність у сценаріях із високою щільністю руху, проте вимагає значних обчислювальних ресурсів і може працювати зі зниженням

швидкості в середовищах із великою кількістю рухомих об'єктів.

Алгоритми глибинного навчання суттєво змінили підходи до реалізації SLAM, відкриваючи можливості для покращення точності ідентифікації та класифікації об'єктів у середовищі. Традиційні методи SLAM базуються на аналізі ключових точок і візуальних ознак, однак у динамічних середовищах ці підходи часто виявляються недостатньо ефективними через наявність рухомих об'єктів, які спричиняють помилки в побудові карти [13]. Застосування алгоритмів глибинного навчання дає змогу інтегрувати семантичну інформацію про об'єкти та простір, що сприяє більш точному визначенню контурів об'єктів, їхніх розмірів і категорій.

Семантична сегментація, яка передбачає розподіл сцени на класи об'єктів, є одним із ключових підходів до покращення результатів SLAM у складних середовищах. Використання нейронних мереж для сегментації дає змогу розпізнавати динамічні об'єкти та виключати їх із процесу побудови карти, зосереджуючись на статичних структурах. Наприклад, у середовищі з великою кількістю рухомих об'єктів (транспортні засоби чи люди) семантична сегментація здатна автоматично відокремити ці об'єкти та зменшити кількість помилкових орієнтирів. Такий підхід допомагає зберегти цілісність карти та підвищити точність локалізації без впливу тимчасових змін у сцені.

Іншим важливим напрямом застосування алгоритмів глибинного навчання є фільтрація динамічних об'єктів. Алгоритми, що зорієнтовані

на відокремлення рухомих об'єктів, здатні розпізнавати зміни в сцені, пов'язані з переміщенням об'єктів, та ігнорувати їх під час побудови карти. Це особливо актуально для сценаріїв із високою щільністю руху (торгові зали або аеропорти), де постійний рух може спричинити накопичення помилок у системі SLAM [6]. Використання глибинного навчання для прогнозування траєкторій рухомих об'єктів дає змогу знизити вплив таких змін на кінцевий результат картографування.

На практиці застосування алгоритмів глибинного навчання в SLAM реалізується через комбіновані архітектури, що інтегрують нейронні мережі для семантичної сегментації та модулі фільтрації динамічних об'єктів. Це забезпечує не лише підвищення точності карти, а й можливість оновлення даних у реальному часі, що є критично важливим для динамічних середовищ.

Реалізація системи SLAM у внутрішніх умовах супроводжується низкою технічних проблем, що впливають на точність і стабільність роботи алгоритмів. Однією з головних проблем є обмежена освітленість, яка суттєво знижує ефективність візуальних сенсорів [4]. У темних або слабо освітлених приміщеннях камери генерують недостатню кількість даних для формування чітких орієнтирів, що призводить до втрати точок відстеження та збільшення кількості помилкових спостережень. Використання технологій активного освітлення, наприклад, інфрачервоних сенсорів, частково розв'язує цю проблему, але збільшує енергоспоживання системи та може спричинити конфлікти у разі наявності декількох пристроїв одночасно.

Другою важливою проблемою є наявність динамічних об'єктів у середовищі, які порушують структуру сцени та ускладнюють процес відстеження. Рухомі об'єкти (люди, транспортні засоби або меблі) можуть бути інтерпретовані системою як статичні орієнтири, що призводить до помилкового визначення траєкторії [9]. Для мінімізації впливу динамічних об'єктів використовують алгоритми семантичної сегментації, які дають змогу ідентифікувати рухомі елементи та виключити їх із процесу картографування. Проте такі алгоритми вимагають значних обчислювальних ресурсів і можуть знижувати швидкість роботи системи в режимі реального часу.

Третьою проблемою є нестабільність даних із сенсорів, що зумовлена зовнішніми факторами та апаратними обмеженнями. Наприклад, IMU зазнають накопичення похибок у процесі

вимірювання прискорення та кутової швидкості, що призводить до накопичення систематичних помилок і дрейфу траєкторії [17]. Подібні проблеми спостерігаються і в камерах у разі раптових змін освітлення чи перевантаження обчислювальної системи. Використання алгоритмів корекції даних, зокрема розширеного фільтра EKF, дає змогу зменшити вплив сенсорного шуму, але не усуває повністю проблему втрати орієнтирів у складних середовищах. Таким чином, ефективність реалізації SLAM у внутрішніх умовах визначається здатністю системи до адаптації до змін у середовищі, компенсації динамічних об'єктів і стабілізації даних у режимі реального часу.

Оптимізація SLAM у внутрішніх умовах передбачає інтеграцію алгоритмів глибинного навчання разом із комбінованими сенсорними системами для підвищення точності локалізації. В умовах обмеженої освітленості доцільним є використання камер з інфрачервоним підсвічуванням у поєднанні з інерціальними вимірювальними одиницями. Такий підхід знижує вплив втрати візуальних орієнтирів і забезпечує стабільність локалізації навіть за недостатнього освітлення чи відсутності текстурованих поверхонь.

У середовищах із високою динамікою застосування семантичної сегментації дає змогу відокремлювати рухомі об'єкти від статичних структур, зберігаючи цілісність карти. Використання попередньо навчених нейронних мереж для розпізнавання типових об'єктів, наприклад, людей чи транспортних засобів, мінімізує вплив тимчасових елементів на загальну структуру сцени. Інтеграція алгоритмів прогнозування траєкторій руху допомагає системі заздалегідь визначати потенційні загрози для точності картографування, знижуючи ризик накопичення помилок.

Для стабілізації даних у системах SLAM доцільним є впровадження алгоритмів об'єднання сенсорної інформації, таких як розширений фільтр Калмана чи некалманівський фільтр. Вони дають змогу компенсувати шум у даних та узгодити інформацію з камер, IMU і глибинних сенсорів, що особливо актуально в динамічних середовищах. Застосування багатопланових нейронних мереж для сегментації сцени в режимі реального часу забезпечує коректне відстеження як статичних, так і динамічних об'єктів, що підвищує загальну стійкість SLAM до раптових змін у середовищі. Такий підхід

допомагає зберегти стабільність локалізації та підвищити точність картографування навіть за умов нестабільних сенсорних даних.

Висновки. Ефективність SLAM у внутрішніх умовах без глобальної навігації значною мірою залежить від типу сенсорів, умов освітленості та динаміки середовища. Встановлено, що інтеграція алгоритмів глибинного навчання підвищує точність сегментації динамічних об'єктів і зменшує похибки картографування. Комбіновані сенсорні системи, що охоплюють монокулярні, стерео- і RGB-D камери, а також інерціальні вимірювальні одиниці, забезпечують вищу стабільність локалізації за рахунок компенсації похибок. Головними проблемами є зниження

якості візуальних даних у разі слабкого освітлення, нестабільність сенсорних показників і помилкова ідентифікація рухомих об'єктів як статичних. Застосування традиційних методів SLAM у таких умовах призводить до накопичення похибок і втрати локалізації. Рекомендовано впроваджувати гібридні SLAM-системи з інтеграцією глибинного навчання для прогнозування траєкторій рухомих об'єктів і стабілізації зображення в умовах обмеженого освітлення. Перспективи майбутніх досліджень полягають у розробленні адаптивних архітектур SLAM, здатних інтегрувати різні типи сенсорні дані та автоматично коригувати системні похибки в реальному часі.

Список літератури:

1. Merzlyakov A., Macenski S. A Comparison of Modern General-Purpose Visual SLAM Approaches. *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2021. P. 9190–9197. DOI: <https://doi.org/10.1109/IROS51168.2021.9636615>
2. Hashemifar Z. S., Adhivarahan C., Balakrishnan A., Dantu K. Augmenting visual SLAM with Wi-Fi sensing for indoor applications. *Autonomous Robots*. 2019. Vol. 43, № 6. P. 2245–2260. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10514-019-09874-z>
3. Xu C., Liu Z., Li Z. Robust visual-inertial navigation system for low precision sensors under indoor and outdoor environments. *Remote Sensing*. 2021. Vol. 13, № 4. P. 772. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13040772>
4. Chen C., Zhu H., Wang L., Liu Y. A Stereo Visual-Inertial SLAM Approach for Indoor Mobile Robots in Unknown Environments Without Occlusions. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 185408–185421. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2961266>
5. Helmberger M., Morin K., Berner B., Kumar N., Cioffi G., Scaramuzza D. The Hilti SLAM Challenge Dataset. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2022. Vol. 7, № 3. P. 7518–7525. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2022.3183759> (date of access: 17.05.2025).
6. Damjanović D., Biočić P., Prkljačić S., Činčurak D., Balen J. A comprehensive survey on SLAM and machine learning approaches for indoor autonomous navigation of mobile robots. *Machine Vision and Applications*. 2025. Vol. 36, № 1. Article 55. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00138-025-01673-0>
7. Czarnowski J., Laidlow T., Clark R., Davison A. J. DeepFactors: Real-Time Probabilistic Dense Monocular SLAM. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2020. Vol. 5, № 2. P. 721–728. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2020.2965415>
8. Bescos B., Campos C., Tardós J. D., Neira J. DynaSLAM II: Tightly-Coupled Multi-Object Tracking and SLAM. *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2021. Vol. 6, № 3. P. 5191–5198. DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3068640>
9. Singh K. J., Kapoor D. S., Thakur K., Sharma A., Nayyar A., Mahajan S. Map Making in Social Indoor Environment Through Robot Navigation Using Active SLAM. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 134455–134465. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3230989>
10. Bamdad M., Scaramuzza D., Darvishy A. SLAM for Visually Impaired People: A Survey. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 130165–130211. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3454571>
11. Kandalan R. N., Namuduri K. Techniques for Constructing Indoor Navigation Systems for the Visually Impaired: A Review. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*. 2020. Vol. 50, № 6. P. 492–506. DOI: <https://doi.org/10.1109/THMS.2020.3016051>
12. Khan D., Cheng Z., Uchiyama H., Ali S., Asshad M., Kiyokawa K. Recent advances in vision-based indoor navigation: A systematic literature review. *Computers & Graphics*. 2022. Vol. 104. P. 24–45. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cag.2022.03.005>
13. Tomažič S. Indoor positioning and navigation. *Sensors*. 2021. Vol. 21, № 14. P. 4793. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21144793>
14. Zhang Y., Hsiao M., Zhao Y., Dong J., Engel J. J. Distributed Client-Server Optimization for SLAM with Limited On-Device Resources. *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2021. P. 5336–5342. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRA48506.2021.9561638>

15. Tseng P. Y., Lin J. J., Chan Y. C., Chen A. Y. Real-time indoor localization with visual SLAM for in-building emergency response. *Automation in Construction*. 2022. Vol. 140. Article 104319. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104319>
16. Zhang H., Ye C. A Visual Positioning System for Indoor Blind Navigation. 2020 *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2020. P. 9079–9085. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICRA40945.2020.9196782>
17. Sahili A. R., Hassan S., Sakhrieh S. M., Mounsef J., Maalouf N., Arain B. A Survey of Visual SLAM Methods. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 139643–139677. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3341489>

Usov O.S. VISUAL SLAM METHODS FOR NAVIGATION IN INDOOR ENVIRONMENTS WITHOUT ACCESS TO GLOBAL POSITIONING

The relevance of the research is determined by the need to improve the accuracy of simultaneous localization and mapping (SLAM) in indoor environments without access to global navigation, which is critical for ensuring stable navigation in environments with complex structures and dynamic objects.

The aim of the study is to conduct a comprehensive analysis of methods for implementing visual simultaneous localization and mapping in indoor environments, with an emphasis on identifying optimal approaches for improving localization accuracy and creating effective mapping algorithms.

The research methodology includes a comparative analysis of existing SLAM methods, a structural and functional analysis of sensor systems (monocular, stereo, and RGB-D cameras, as well as inertial measurement units), as well as modeling the impact of deep learning algorithms on the segmentation of dynamic objects and reducing errors in the construction of spatial maps.

Research results. It has been established that the combined use of different types of sensors makes it possible to reduce localization errors by mutually compensating for the shortcomings of each system. It has been proven that the integration of deep learning algorithms improves the accuracy of dynamic object identification, which helps reduce mapping errors in environments with complex architecture. It has been found that SLAM systems focused on semantic segmentation provide more stable localization in environments with repetitive structures, but require significant computing resources.

Conclusions. The feasibility of using hybrid SLAM systems that combine different types of sensors and deep learning algorithms to compensate for errors and stabilize localization in dynamic environments has been justified. The implementation of infrared illumination and trajectory prediction technologies for moving objects is recommended to reduce the influence of dynamic factors.

Prospects for further research are related to the development of adaptive SLAM architectures with automatic adjustment of sensor parameters and algorithms to ensure stable localization and mapping in environments with complex structures and high dynamics.

Key words: navigation systems, dynamic objects, semantic segmentation, neural networks, localization, mapping, sensors.