

УДК 004.932

DOI: 10.18372/2073-4751.85.21097

Мічуда А.М.,
orcid.org/0009-0008-1136-1297,
7359216@stud.kai.edu.ua,
Савченко А.С., д.т.н., проф.,
orcid.org/0000-0001-8205-8852,
alina.savchenko@npp.kai.edu.ua

ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА АЛГОРИТМІВ ОПТИЧНОЇ НАВІГАЦІЇ БПЛА

Державний університет «Київський авіаційний інститут»

Вступ

Розвиток автономних систем навігації безпілотних літальних апаратів (БПЛА) є одним із ключових напрямів сучасної авіаційної та інформаційної науки. Традиційні системи позиціонування, що базуються на глобальних супутникових навігаційних системах (GNSS), мають суттєві обмеження: вони схильні до збоїв у міських «каньйонах», гірських районах, тунелях, а також під час навмисного глушіння сигналу. Ці проблеми зумовили активний розвиток альтернативних методів навігації, серед яких візуальна (оптична) навігація є однією з найперспективніших.

Суть візуальної навігації полягає у використанні оптичних сенсорів (камер) як основного джерела просторової інформації. Отриманий відеопотік аналізується у реальному часі, що дозволяє БПЛА оцінювати власне положення та орієнтацію у просторі. Це забезпечує можливість автономного польоту навіть у повній відсутності GNSS-сигналу, що є особливо актуальним у військових, рятувальних та дослідницьких операціях.

Мета статті

Метою статті є проведення системного огляду та порівняльного аналізу сучасних методів оптичної навігації безпілотних літальних апаратів з метою визначення їх ефективності, переваг і обмежень в умовах відсутності або нестабільності GNSS-сигналу, а також окреслення перспективних

напрямів подальшого розвитку автономних навігаційних систем.

Основна частина

Оптична навігація передбачає встановлення на БПЛА однієї або кількох камер, що формують відеопотік середовища. З отриманих зображень система виділяє характерні особливості — місця інтересу (*features*): обриси будівель, контури рельєфу, водні поверхні, лінії доріг тощо. Ці ознаки порівнюються з попередньо завантаженими цифровими картами рельєфу (*Digital Elevation Maps, DEM*) або ортофотопланами, що дає змогу визначити положення дрона відносно відомих об'єктів.

Основна обчислювальна робота виконується алгоритмом візуальної локалізації, який застосовує методи комп'ютерного зору та глибинного навчання для співставлення поточного кадру з картографічними еталонами. Як зазначено в дослідженні Jarraya et al. (2025) [2], сучасні системи розрізняють абсолютну локалізацію (з прив'язкою до глобальних координат) та відносну локалізацію (визначення траєкторії відносно попередніх позицій). Ефективність підвищується завдяки використанню мультимодального сенсорного злиття (*sensor fusion*) — комбінування даних від камер, інерціальних вимірювальних блоків (IMU) і лідарів

Алгоритмічні підходи до реалізації систем оптичної навігації

Ключовими інструментами оптичної навігації є методи візуальної

одометрії (Visual Odometry, VO) та візуальної одночасної локалізації і картографування (Visual SLAM), які забезпечують оцінку положення апарата на основі аналізу послідовності зображень навколишнього середовища [3].

VO-підхід полягає у визначенні власного руху БПЛА шляхом аналізу змін між послідовними кадрами відеопотоку. Для цього на кожному кадрі виділяються ключові точки інтересу (*features*) — характерні елементи зображення, такі як кути, краї або текстурні області. Після цього алгоритм встановлює відповідність між цими точками на послідовних зображеннях, що дозволяє обчислити вектор переміщення камери у

просторі та орієнтацію апарата. Таким чином, VO не лише аналізує послідовність кадрів, а й відтворює відносну траєкторію руху апарата відносно навколишніх об'єктів.

Траєкторія камери представлена у вигляді безперервних часових функцій $q_j(\theta_j, t)$ для орієнтації та $s_j(\theta_j, t)$ для перенесення в серії часових вікон, що зображені у вигляді кривих, позначених різними кольорами (рис. 1). Рух камери в часовому вікні описується фізичними параметрами, такими як швидкість, кутова швидкість, сили тощо. Параметри оцінюються шляхом мінімізації помилки репроекції в поточному часовому вікні [5].

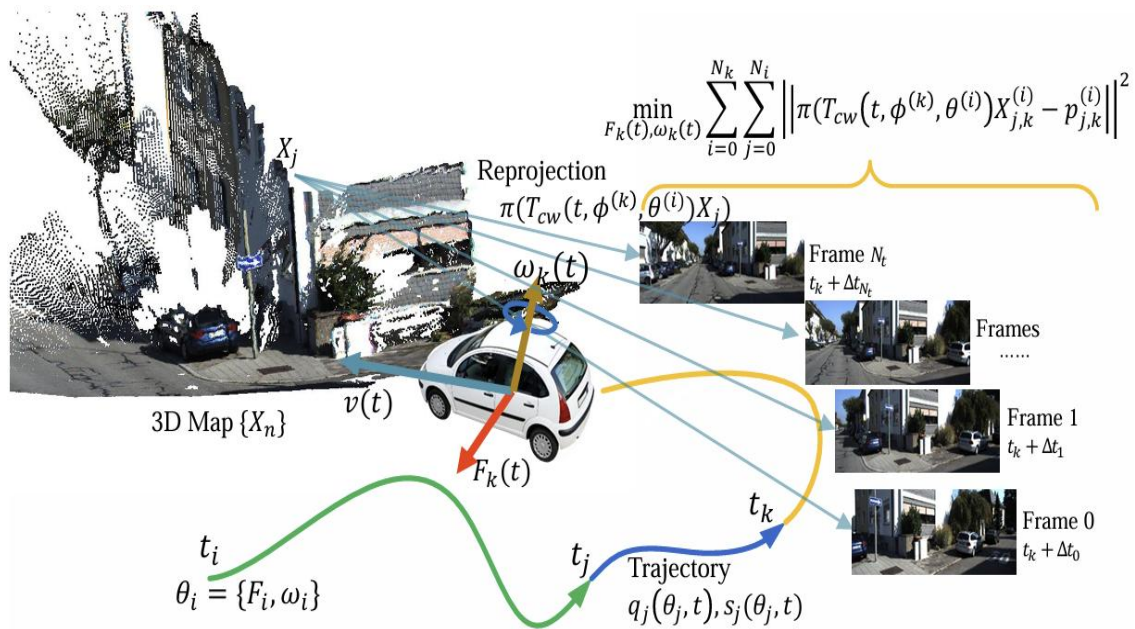


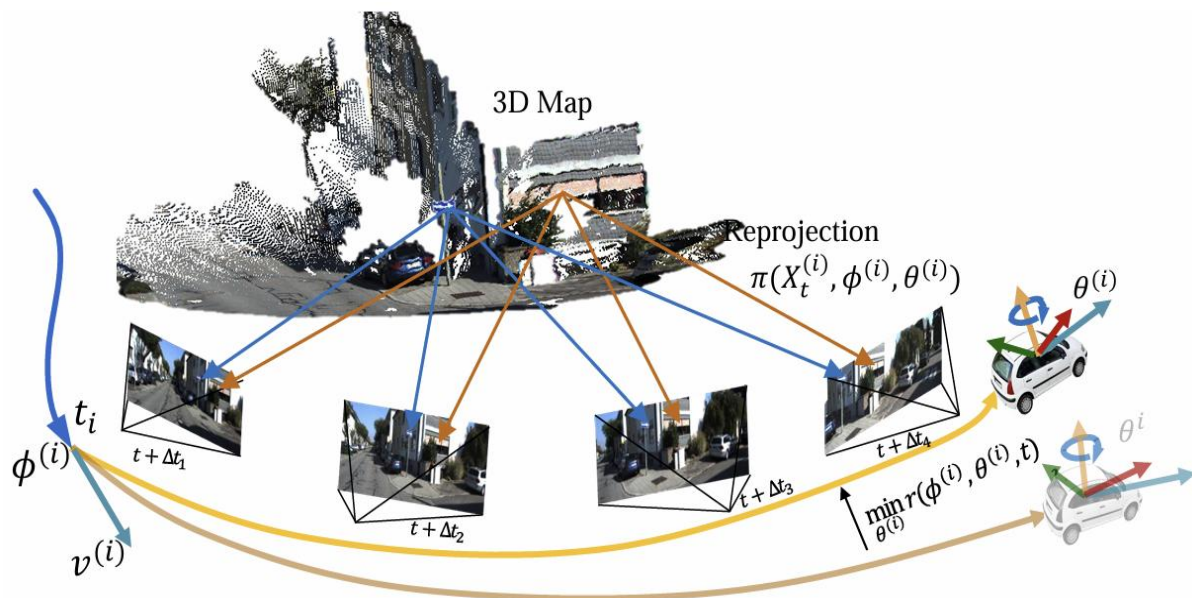
Рис. 1. Структура методу візуальної одометрії [5].

Початковий стан $v(t_i)$ поточного сегмента траєкторії зображений у вигляді синьої стрілки в момент часу t_i (рис. 2). Положення кожного кадру можна обчислити за допомогою параметрів θ_i . Потім точки карти перепроєктуються на кожен кадр, а похибка перепроєктування $r(\phi^{(i)}, \theta_i, t)$ мінімізується для знаходження правильної траєкторії. [5].

Щоб отримати абсолютні координати, результати VO можуть бути співставлені з попередньо завантаженими цифровими картами рельєфу або ортофотопланами (DEM, DSM) шляхом порівняння знайдених у кадрі візуальних ознак із відповідними елементами карти. Розв'язання задачі 2D–3D відповідностей (наприклад, методом Perspective-n-Point) дозволяє

визначити абсолютне місцеположення апарата у глобальній системі координат. Для підвищення точності та зменшення

даними інерціальних сенсорів (IMU), створюючи систему візуально-інерціальної одометрії (Visual-Inertial



дрейфу VO-підхід часто поєднують з

Odometry, VIO) [3].

Рис. 2. Ілюстрація системи візуальної одометрії [5].

Підхід оцінюється на основі публічного тесту KITTI (табл. 1), який використовувався в найсучасніших методах VO/SLAM. Набір даних KITTI складається з 22 послідовностей, знятих стереокамерами на рухомому автомобілі в міських умовах та на шосе. Перші 11 послідовностей (Seq 00-10) містять необроблені дані датчиків разом із траєкторією камери, записаною точним GPS/INS, тоді як решта (Seq 11-21) не мають траєкторії. Низька частота кадрів (10 кадрів/с), швидкий рух (до 90 км/год) та динамічні об'єкти, такі як автомобілі та пішоходи, роблять набір даних дуже складним для алгоритмів VO. Низька частота кадрів (10 кадрів/с), швидкий рух (до 90 км/год) та динамічні об'єкти, такі як автомобілі та пішоходи, роблять набір даних дуже складним для алгоритмів VO. В експерименті було використано виправлені пари стереозображень у Seq 03-08 для кількісної оцінки. В таблиці 1 позначено:

t_{rel} – трансляційна похибка (%), тобто дрейф позиції у % від пройденої дистанції; r_{rel} – кутова похибка ($^{\circ}/100\text{м}$), тобто помилка орієнтації на дистанції 100 м.

SLAM-підхід (Simultaneous Localization and Mapping) виконує більш комплексне завдання: одночасно оцінює положення БПЛА та будує карту середовища [1, 3]. Як і VO, він базується на аналізі точок інтересу, однак, на відміну від одометрії, SLAM не лише відстежує рух відносно попереднього кадру, а створює просторову модель навколишнього середовища. У процесі роботи система виявляє та відстежує візуальні орієнтири, формує їхню тривимірну структуру та коригує власну позицію відносно цієї карти. Якщо карта має геоприв'язку, SLAM забезпечує визначення абсолютного місцеположення БПЛА відносно глобальної системи координат.

Таблиця 1. Порівняння точності алгоритмів візуальної одометрії на датасеті KITTI [5]

Метод	Послідовність											
	03		04		05		06		07		08	
	t_{rel}	r_{rel}	t_{rel}	r_{rel}	t_{rel}	r_{rel}	t_{rel}	r_{rel}	t_{rel}	r_{rel}	t_{rel}	r_{rel}
VISO2-S [9]	3,21	3,25	2,12	2,12	1,53	1,6	1,48	1,58	1,85	1,91	2,83	1,33
LSD-VO [4]	1,16	0,32	0,42	0,34	0,9	0,34	1,28	0,43	1,25	0,79	1,24	0,38
DSO-S [23]	0,92	0,16	0,65	0,15	0,68	0,19	0,67	0,2	0,83	0,36	0,98	0,25
B-Spline	1,02	0,68	0,84	0,36	0,94	0,56	2,02	0,79	1,12	1,06	6,0	1,68
Ours	0,84	0,32	0,6	0,27	0,66	0,34	0,61	0,23	1,05	0,6	1,47	0,57

На рис. 3 представлено загальний алгоритм візуального SLAM на основі ключових кадрів.

Блок «Обробка зображень» (*Image Processing*) включає спотворення зображень, вилучення ознак тощо, а також процедури зіставлення зображень для визначення відповідності.

Блок «Визначення ключових кадрів» (*Keyframe Decision*) враховує, чи підтримує поточна карта одометрію для оцінки поточного стану;

Блок «Створення карти» (*Map*) триангулює пікселі до точок 3D-карти;

Блок «Оновлення історії» (*History updating*) оновлює набір даних шляхом вставлення нових ключових кадрів для потенційного виявлення циклів [6].

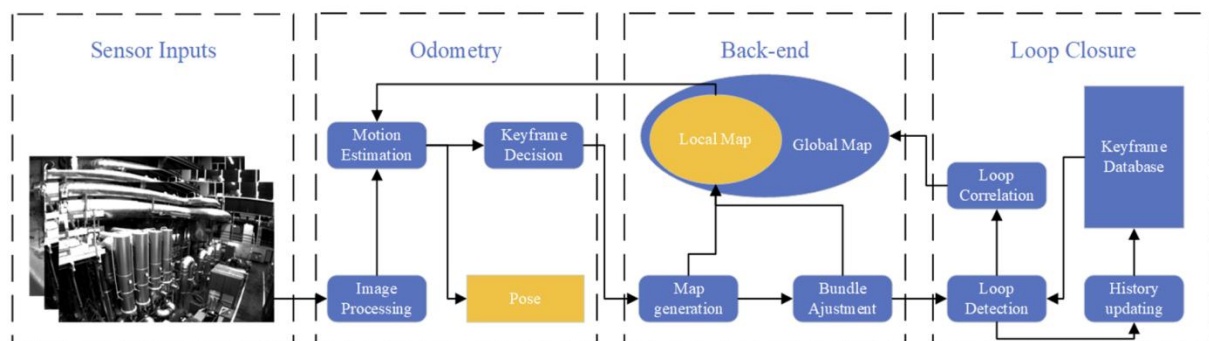


Рис. 3. Загальний алгоритм візуального SLAM на основі ключових кадрів [6].

У таблиці 2 наведені показники середньої (Mean) і середньоквадратичної (RMSE) похибки локалізації для різних сценаріїв рухомих об'єктів (crowd, person tracking, dynamic scenes). Менші

значення відповідають більшій точності роботи алгоритму.

Використання нейронних моделей (наприклад, VLOAM або DeepVO-SLAM) дозволяє автоматично виокремлювати ознаки місцевості, що

підвищує стійкість системи до змін освітлення, шумів і часткових перекриттів зображення [3].

Завдяки таким підходам оптична навігація дає змогу визначати положення БпЛА за характерними візуальними орієнтирами місцевості — будівлями, рельєфом, дорогами чи природними об'єктами. Поєднання VO, VIO та SLAM

забезпечує не лише локалізацію, а й побудову карти простору, що є основою для автономного планування траєкторії у GNSS-відмовних умовах. Однак навіть найновіші реалізації залишаються чутливими до різких змін освітлення, погодних умов і текстурної неоднорідності, що визначає напрям подальших досліджень у цій галузі [3].

Таблиця 2. Порівняння точності алгоритмів SLAM у динамічних сценах трекінгу об'єктів [7]

Послідовність	ORB-SLAM3		DGS-SLAM		SG-SLAM		PR-SLAM		
	Mean	MSE	Mean	RMSE	Mean	RMSE	std	Mean	RMSE
crowd	1,41	1,5423	0,0176	-	0,0185	0,0234	0,0079	0,0143	0,0163
crowd2	0,6027	0,8632	0,0226	-	0,0420	0,0584	0,0109	0,0227	0,0252
crowd3	0,5243	0,6426	0,0241	-	0,0231	0,0319	0,0094	0,0232	0,0251
moving_no_box	0,4181	0,5249	0,0180	-	0,0174	0,0192	0,0085	0,0141	0,0164
moving_no_box2	0,6216	0,7041	0,3065	-	0,0275	0,0299	0,0167	0,0293	0,0337
person_tracking	0,5791	0,6749	0,0609	-	0,0375	0,0400	0,0099	0,0181	0,0207
person_tracking2	0,7681	0,8914	0,0484	-	0,0343	0,0376	0,0135	0,0308	0,0337
synchronous	0,8284	0,9591	0,0393	-	0,2665	0,3229	0,0027	0,0064	0,0070
synchronous2	1,2717	1,4314	0,0063	-	0,0105	0,0164	0,0042	0,0058	0,0072

Інтеграція з іншими сенсорами

Візуальні дані мають високу просторову роздільність, проте не дають точної інформації про масштаб і глибину. Для компенсації цих обмежень використовуються інерціальні вимірювальні блоки (IMU), лазерні далекоміри (LiDAR) та ультразвукові сенсори, що створюють інтегровану систему навігації. Такий підхід, згідно з Jarraya et al. (2025) та Arafat et al. (2023) [1, 2], забезпечує точніше визначення положення навіть у складних GNSS-відмовних середовищах.

Крім того, гібридні алгоритми на основі Kalman-фільтрів або методів глибокого злиття даних (*Deep Sensor Fusion*) дозволяють ефективно комбінувати оптичну інформацію з даними інерційних систем, мінімізуючи

похибки та підвищуючи стабільність орієнтації.

Практичні аспекти застосування оптичної навігації

В умовах сучасних бойових дій питання забезпечення навігаційної автономності безпілотних літальних апаратів набуває особливої актуальності. На полі бою системи супутникової навігації (GNSS) часто піддаються глушінню, спотворенню або повному блокуванню сигналу противником. У таких ситуаціях БпЛА вимушені покладатися виключно на інерціальні системи навігації (INS), які, хоча й забезпечують базове оцінювання положення, мають схильність до накопичення помилки (дрейфу) з часом. Цей ефект посилюється несприятливими погодними умовами, обмеженою

видимістю та рельєфними особливостями місцевості, що ускладнює орієнтацію апарата у просторі.

У цьому контексті оптична (візуальна) навігація розглядається як один із найперспективніших допоміжних засобів автономного позиціонування [4]. Використовуючи камери та алгоритми комп'ютерного зору, дрон отримує можливість порівнювати поточне зображення місцевості з попередньо завантаженими картами рельєфу або ортофотопланами, визначаючи своє місцеположення навіть без зовнішніх навігаційних сигналів.

Такий підхід дозволяє БПЛА зберігати працездатність і точність польоту у GNSS-відмовних зонах, здійснювати корекцію траєкторії, розпізнавати орієнтири та перешкоди. Завдяки впровадженню елементів штучного інтелекту оптична навігація набуває властивостей адаптивності — нейронні мережі навчаються розпізнавати нові типи ландшафту, прогнозувати динаміку навколишнього середовища та забезпечувати стабільне орієнтування навіть у складних бойових умовах.

Таким чином, оптична навігація стає критично важливим компонентом військових безпілотних систем, підвищуючи їхню автономність, точність та живучість у ситуаціях, коли традиційні супутникові засоби навігації є неефективними або недоступними.

Висновки

Оптична навігація безпілотних літальних апаратів посідає провідне місце серед сучасних автономних технологій позиціонування та забезпечує функціонування БПЛА в умовах повної або часткової відмови супутникової навігації (GNSS), підтримуючи безперервність визначення положення і орієнтації апарата.

Проведений огляд та аналіз алгоритмічних підходів показав, що сучасні системи візуальної навігації

базуються на поєднанні методів комп'ютерного зору, глибинного навчання і багатосенсорної інтеграції. Основу таких систем становлять методи візуальної одометрії (VO) та одночасної локалізації і картографування (Visual SLAM) [2, 3].

Порівняльні експерименти методів VO на стандартному датасеті KITTI підтвердили ефективність сучасних оптимізаційних і динамічних моделей. Сучасні алгоритми DSO-S демонструють середню трансляційну похибку t_{rel} у межах 0,6–0,9% та кутову похибку r_{rel} 0,15–0,36°, що суттєво перевищує точність класичних рішень, таких як VISO2-S, для яких t_{rel} досягає 1,5–3,2% при r_{rel} понад 1,3–3,2°. Це свідчить про підвищення точності локалізації більш ніж у 2–3 рази порівняно з базовими методами, однак підтверджує наявність характерної проблеми накопичення дрейфу при довготривалій навігації без глобальної оптимізації карти.

Дослідження алгоритмів Visual SLAM у динамічних сценах показали істотну перевагу методів, що реалізують механізми loop closure та фільтрацію рухомих об'єктів. Зокрема, у тестових сценах середні позиційні похибки PR-SLAM становлять 0,005–0,030 м при RMSE 0,007–0,034 м, тоді як класичні системи ORB-SLAM3 демонструють значно більші значення — середні похибки 0,4–1,4 м та RMSE 0,5–1,5 м. Таким чином, точність сучасних семантично-орієнтованих SLAM-методів у динамічних умовах підвищується приблизно у 30–80 разів порівняно з традиційними рішеннями, заснованими лише на геометричній оптимізації.

Разом з тим слід підкреслити, що наведені числові оцінки отримані переважно в умовах локальних тестових полігонів та малих середовищ із хорошими візуальними орієнтирами (міські сцени, лабораторні або коридорні маршрути). Для реальних сценаріїв навігації БПЛА у польових умовах — на

великих відкритих просторах, при різких змінних освітлення, за несприятливої погоди або під час активної протидії — такі сантиметрові значення точності є практично недосяжними. Тут типові похибки локалізації можуть зростати до десятків сантиметрів або метрів внаслідок накопичення дрейфу, деградації ознак та обмежень обчислювальних ресурсів бортових систем.

Таким чином, результати локальних тестів слід розглядати не як гарантовані показники польової навігації БПЛА, а як верхню межу потенційної точності алгоритмів в оптимальних умовах. У сучасних реальних застосуваннях ефективна автономна навігація досягається лише шляхом поєднання візуальних методів із інерціальними вимірювальними системами, картографічними базами та алгоритмами sensor fusion..

Отже, оптична навігація виступає не повною заміною GNSS, а критично важливим доповнювальним компонентом багатосенсорної навігаційної системи, що забезпечує працездатність БПЛА в умовах активного подавлення сигналу та складного середовища експлуатації.

Література

1. Arafat, M. Y., Alam, M. M., & Moh, S. (2023). Vision-Based Navigation Techniques for Unmanned Aerial Vehicles: Review and Challenges. *Drones*, 7(2), 89. MDPI. <https://doi.org/10.3390/drones7020089>

2. 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(9). SpringerOpen.

<https://doi.org/10.1186/s43020-025-00162-z>

3. Rostum, H. M., & Vásárhelyi, J. (2023). A Review of Using Visual Odometry Methods in Autonomous UAV Navigation in GPS-Denied Environment. *Acta Universitatis Sapientiae: Electrical and Mechanical Engineering*, 15, 14–32. Sciendo.

<https://doi.org/10.2478/auseme-2023-0002>

4. Tang, P., Li, J., & Sun, H. (2024). A Review of Electric UAV Visual Detection and Navigation Technologies for Emergency Rescue Missions. *Sustainability*, 16(5), 2105. MDPI. <https://doi.org/10.3390/su16052105>

5. Wang, X., Xue, F., & Yan, Z. (2018). Continuous-Time Stereo Visual Odometry Based on Dynamics Model. In: *Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, Perth, Australia.

6. Zhuang, L., Zhong, X., Xu, L., Tian, C., & Yu, W. (2024). Visual SLAM for Unmanned Aerial Vehicles: Localization and Perception. *Sensors*, 24(10), 2980. <https://doi.org/10.3390/s24102980>

7. Zhang H., Peng J., Yang Q. (2024) PR-SLAM: Parallel Real-Time Dynamic SLAM Method Based on Semantic Segmentation. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 36498–36512. [10.1109/ACCESS.2024.3373308](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3373308)

Мічуда А. М., Савченко А. С.

ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА АЛГОРИТМІВ ОПТИЧНОЇ НАВІГАЦІЇ БПЛА

Стаття присвячена огляду методів навігації безпілотних літальних апаратів (БПЛА) за оптичним каналом. Актуальність теми зумовлена тим, що оптична навігація забезпечує автономність БПЛА в умовах відсутності супутникового (GNSS) сигналу, що є типовою проблемою в сучасних умовах. У роботі розглянуто та порівняно основні методи й підходи, які застосовуються для реалізації оптичної навігації. Сучасні системи візуальної навігації базуються на поєднанні методів комп'ютерного зору, глибинного навчання і багатосенсорної інтеграції. Основу таких систем становлять

методи візуальної одометрії (VO) та одночасної локалізації і картографування (Visual SLAM).

Порівняльні експерименти методів VO на стандартному датасеті KITTI підтвердили ефективність сучасних оптимізаційних і динамічних моделей. Дослідження алгоритмів Visual SLAM у динамічних сценах показали істотну перевагу методів, що реалізують механізми loop closure та фільтрацію рухомих об'єктів. Разом з тим слід підкреслити, що наведені числові оцінки отримані переважно в умовах локальних тестових полігонів та малих середовищ із хорошими візуальними орієнтирами (міські сцени, лабораторні або коридорні маршрути). Проведений огляд демонструє наявні та перспективні рішення, а також окреслює напрями подальшого розвитку цієї технології.

Ключові слова: БпЛА, оптична навігація, візуальна одометрія, комп'ютерний зір, глибинне навчання, багатосенсорна інтеграція, локалізація, картографування.

Michuda A., Savchenko A.

REVIEW OF UAV OPTICAL NAVIGATION METHODS AND ALGORITHMS

The article is devoted to a review of navigation methods for unmanned aerial vehicles (UAVs) via the optical channel. The relevance of the topic is due to the fact that optical navigation ensures UAV autonomy in the absence of a GNSS signal, which is a typical problem in modern conditions. The paper examines and compares the main methods and approaches used to implement optical navigation. Modern visual navigation systems are based on a combination of computer vision, deep learning, and multi-sensor integration. The core of such systems consists of visual odometry (VO) and visual simultaneous localization and mapping (Visual SLAM) methods.

Comparative experiments of VO methods on the standard KITTI dataset confirmed the effectiveness of modern optimization and dynamic models. Research into Visual SLAM algorithms in dynamic scenes showed a significant advantage for methods implementing loop closure mechanisms and filtering of moving objects. At the same time, it should be emphasized that the provided numerical evaluations were mostly obtained in local test ranges and small environments with good visual landmarks (urban scenes, laboratory, or corridor routes). The conducted review demonstrates existing and promising solutions and outlines directions for the further development of this technology.

Keywords: UAV, optical navigation, visual odometry, computer vision, deep learning, multi-sensor integration, localization, mapping

Стаття подана до редакції: 06/03/2026

Стаття прийнята до опублікування: 16/03/2026

Стаття опублікована: 27/04/2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0