

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-35>

УДК 004.9

БЕРЕЗЬКА Катерина

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-9632-4004>

e-mail: km.berezka@gmail.com

СЄВОСТЬЯНОВ Владислав

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0000-9707-3756>

e-mail: sevos@i.ua

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА КІБЕРФІЗИЧНА СИСТЕМА ДЛЯ НАВІГАЦІЇ БПЛА В УМОВАХ ДІЇ ЗАСОБІВ РЕБ ПРОТИВНИКА

У сучасних умовах ведення бойових дій, зокрема в ході російсько-української війни, роль безпілотних літальних апаратів (БПЛА) стала визначальною. Однак масоване застосування засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ) противником часто робить неможливим використання стандартних супутникових систем навігації (GNSS) через придушення або підміну сигналу. Це зумовлює гостру потребу в розробці автономних кіберфізичних систем, які здатні забезпечувати точне позиціонування БПЛА в умовах повної відсутності зовнішніх радіосигналів. Дослідження спрямоване на пошук та імплементацію ефективного програмно-апаратного рішення для відносного позиціонування БПЛА. Основна увага приділяється створенню системи, що поєднує дані з інерціальних датчиків та камер оптичного потоку для забезпечення надійного повернення апарату до точки зльоту або утримання позиції без використання GPS. У роботі запропоновано концептуальну модель системи, що базується на комплексуванні даних з акселерометра, гіроскопа, магнітометра, барометра, лідара та камери оптичного потоку. Для фільтрації та об'єднання цих даних використано розширений фільтр Калмана (ЕКФ). Проведено порівняльний аналіз трьох алгоритмів обчислення оптичного потоку: розрідженого (Lucas-Kanade), щільного (Farneback) та сучасного нейромережевого підходу RAFT (Recurrent All-Pairs Field Transforms). Для підвищення точності розроблено тривірневу систему фільтрації та експоненційного згладжування векторів руху. Тестування алгоритмів у різних сценаріях (політ на висоті 25 м та рух на низькій висоті) показало, що розріджений алгоритм, попри високу швидкість, є найменш стабільним і схильним до хаотичних похибок. Щільний алгоритм продемонстрував низьку ефективність за певних параметрів обчислень. Найкращі результати за критеріями стабільності та точності відтворення маршруту показав алгоритм RAFT, особливо його зменшена модель, яка працює в 1,3 рази швидше за повнорозмірну версію. Встановлено, що інтелектуальна кіберфізична система на основі алгоритму RAFT та мультисенсорного об'єднання даних є найбільш перспективною для навігації в умовах дії РЕБ.

Ключові слова: БПЛА, радіоелектронна боротьба, оптичний потік, RAFT, фільтр Калмана, автономна навігація, кіберфізичні системи, GNSS-denied..

BEREZKA Kateryna, SEVOSTYANOV Vladyslav

Khmelnytskyi National University

INTELLIGENT CYBER-PHYSICAL SYSTEM FOR UAV NAVIGATION UNDER ENEMY ELECTRONIC WARFARE CONDITIONS

In modern conditions of combat operations, in particular during the Russian-Ukrainian war, the role of unmanned aerial vehicles (UAVs) has become decisive. However, the massive use of electronic warfare (EW) by the enemy often makes it impossible to use standard satellite navigation systems (GNSS) due to signal suppression or substitution. This creates an urgent need to develop autonomous cyber-physical systems that are capable of ensuring accurate positioning of UAVs in the complete absence of external radio signals. The research is aimed at finding and implementing an effective software and hardware solution for relative positioning of UAVs. The main focus is on creating a system that combines data from inertial sensors and optical flow cameras to ensure reliable return of the device to the take-off point or maintaining position without using GPS. The paper proposes a conceptual model of the system based on the integration of data from an accelerometer, gyroscope, magnetometer, barometer, lidar, and optical flow camera. The extended Kalman filter (EKF) was used to filter and combine these data. A comparative analysis of three algorithms for calculating optical flow was conducted: sparse (Lucas-Kanade), dense (Farneback), and the modern neural network approach RAFT (Recurrent All-Pairs Field Transforms). To increase accuracy, a three-level filtering system and exponential smoothing of motion vectors were developed. Testing of algorithms in different scenarios (flight at an altitude of 25 m and movement at low altitude) showed that the sparse algorithm, despite its high speed, is the least stable and prone to chaotic errors. The dense algorithm demonstrated low efficiency under certain calculation parameters. The best results in terms of stability and accuracy of route reproduction were shown by the RAFT algorithm, especially its reduced model, which works 1.3 times faster than the full-size version. It was found that an intelligent cyber-physical system based on the RAFT algorithm and multi-sensor data fusion is the most promising for navigation under EW conditions. Despite the high requirements for computing resources, the use of specialized NPU or TPU modules allows achieving the required performance in real time.

Keywords: UAV, electronic warfare, optical flow, RAFT, Kalman filter, autonomous navigation, cyber-physical systems, GNSS-denied.

Стаття надійшла до редакції / Received 29.03.2026

Прийнята до друку / Accepted 22.04.2026

Опубліковано / Published 31.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© БЕРЕЗЬКА Катерина, СЄВОСТЬЯНОВ Владислав

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Стрімкий розвиток ударних безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в умовах російсько-української війни показав необхідність та ефективність їх застосування [1]. Технології їх протидії розвиваються як з нашої сторони, так і зі сторони противника. Посилене використання радіоелектронної боротьби (РЕБ) противником часто унеможливує застосування звичних супутникових систем позиціонування [2, 3]. Саме тому розробка альтернативи є актуальною задачею сьогодення [4]. Розробка кіберфізичної системи для навігації БПЛА в умовах дії засобів РЕБ противника складається з пошуку доступного та ефективного програмно-апаратного рішення та його імплементації із системою навігації БПЛА [5, 6].

Зважаючи на складність використання існуючих систем позиціонування в умовах відсутності GNSS-сигналу та їх дороговизну, розроблювана система має бути достатньо простою у використанні, компактною та недорогою в побудові [7]. Проте, основними критеріями роботи системи навігації залишаються наступні:

- точність позиціонування. Система повинна мати достатню точність визначення позиції апарату для надійного утримання точки, прокладання маршруту, чи повернення до точки зльоту з визначеною похибкою;
- відмовостійкість. Система повинна бути стійкою до змін рельєфу, рівня освітленості, погодних умов та особливостей маршруту польоту апарату;
- надійність. Система повинна витримувати роботу за різних температурних режимів, а також мати способи забезпечення безпеки апарату, якщо неможливо визначити точну позицію.

Інтелектуальна кіберфізична система для навігації БПЛА в умовах дії засобів РЕБ противника

Оптимальним вирішенням поставленої задачі є система, яка буде об'єднувати дані з кількох датчиків про позицію та напрямок руху дрона в певний момент часу. Обрані джерела даних про позиціонування не повинні залежати від попередньо визначених даних, як мапа місцевості, чи її рельєф. Датчики повинні бути повністю незалежними від радіосигналу, який може бути спотворений засобами РЕБ. Окрім того, обраний алгоритм обробки даних з датчиків та їх об'єднання повинен бути достатньо надійним та ефективним у використанні. Потрібно також зважати на обмеженість обчислювальних ресурсів літальних апаратів.

Для визначення положення апарату в просторі та зменшення похибки найкращим підходом буде використання кількох датчиків. Серед таких датчиків найкращим вибором будуть ті, що не потребують попередньо зібраних ресурсів для роботи. У Таблиці 1 зазначено обрані датчики позиціонування в просторі.

Таблиця 1

Обрані датчики позиціонування в просторі

Назва датчика	Дані про положення в просторі	Опис
Акселерометр	Значення прискорення в трьох осях	Датчик визначає величину та вектор напрямку прискорення
Гіроскоп	Положення тіла в просторі	Датчик визначає орієнтацію тіла в просторі
Магнітометр	Вказує на північний полюс Землі	Відкалібрований магнітометр може працювати в якості магнітного компаса
Барометр	Висота відносно точки зльоту	Датчик визначає тиск повітря, який змінюється з висотою
Лідар	Висота відносно поверхні Землі	Датчик вимірює відстань до об'єкту, що можна використати для визначення висоти, спрямувавши його донизу
Камера оптичного потоку	Напрямок та пройдена відстань відносно поверхні Землі	Датчик вимірює магнітуду та вектор руху

Оскільки система не передбачається як повна заміна GPS, а однією з вимог є незалежність від зовнішніх попередньо зібраних даних, тому найкращим підходом є система відносного позиціонування.

Велику роль у точності позиціонування відіграє обраний метод фільтрації даних з датчиків. Найбільш поширеним та випробуваним часом є розширений фільтр Калмана, який, враховуючи похибку з датчиків, визначає коефіцієнт коригування передбачуваної оцінки стану апарату в просторі.

На основі попереднього аналізу існуючих рішень пропонується концептуальна модель апарату, основні компоненти якого описано вище. На Рисунку 1 зображено концептуальне рішення системи відносного позиціонування дрона.

Загальний алгоритм роботи системи позиціонування складається із передбачення наступного стану просторової моделі апарату, збору даних з датчиків, внесення коригування в просторову модель. Обробку та фільтрацію даних виконує розширений фільтр Калмана.

Серед існуючих алгоритмів обчислення оптичного потоку можна виділити два найбільш поширених: розріджений та щільний алгоритми. Також існує новий метод обчислення оптичного потоку на основі штучного інтелекту. Одним з кандидатів є RAFT, схема роботи якого зображено на Рисунку 2. RAFT

(Recurrent All-Pairs Field Transforms) використовує рекурентну модель штучного інтелекту для обчислення штучного інтелекту.

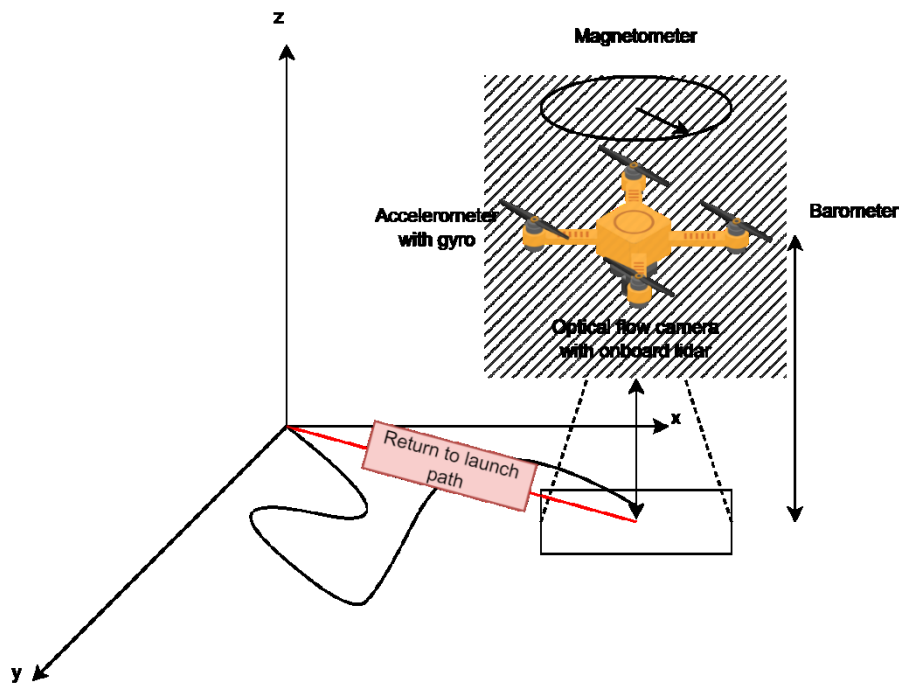


Рис. 1. Концептуальна схема системи позиціонування дрона [8-10]

На додачу до розрідженого та щільного алгоритмів обчислення оптичного потоку було додано мінімальну фільтрацію та згладжування даних для аналізу їх впливу на точність результату. Даний метод попри свою складність є вразливим до шумів зображення, що створюють похибку та неточності обчислення оптичного потоку. Для зменшення отриманої похибки було реалізовано трирівневу фільтрацію отриманих даних.

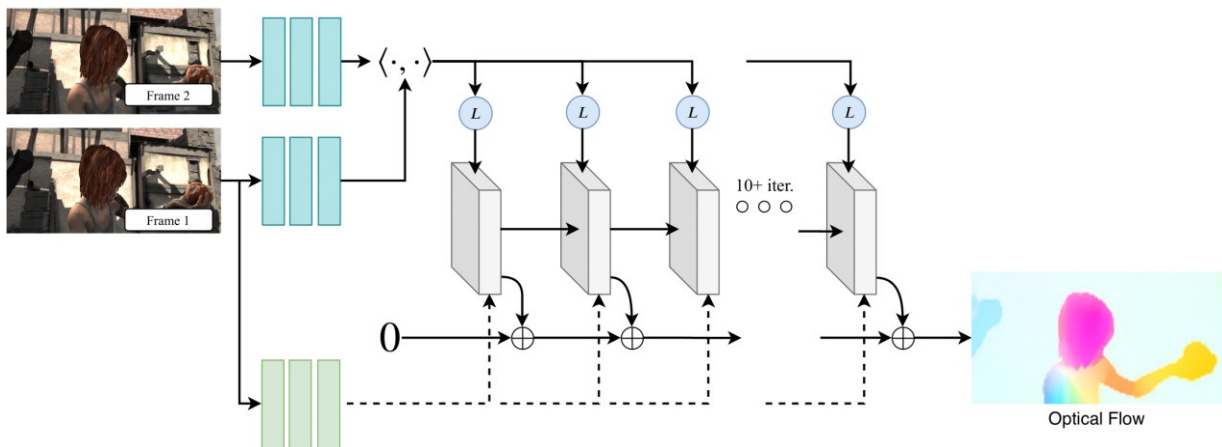


Рис. 2. Схема роботи алгоритму оптичного потоку на основі рекурентної моделі штучного інтелекту [11-13]

Перший рівень фільтрує отримані значення магнітуди та кутів за значенням магнітуди.

Другий рівень згладжує значення отриманих кутів. Оскільки алгоритм обчислення оптичного потоку може видавати велику похибку, отримані кути було вирішено згладжувати методом експоненційного згладжування. Дане згладжування добре працює з часовими рядами, проте є проблема згладжування кутів, що вказують на напрямок 0° , або 360° (0 радіан, або $6,28$ радіан), тому для кутів експоненційне згладжування було застосовано до їх синусів та косинусів, з яких уже було знову побудовано згладжені значення кутів.

Експоненційне згладжування обчислює нове значення часового ряду відповідно до попереднього, поточного та коефіцієнту згладжування.

Третій рівень згладжує магнітуду за методом експоненційного згладжування.

Наступний етап включає в себе знаходження середніх значень магнітуди та кутів векторів. Середні значення кутів знаходяться також за синусом та косинусом через проблему переходу значень радіан кутів з $6,28$ на 0 та навпаки.

Отримані значення магнітуди та кутів векторів виводяться як графіки у полярних координатах та декартових координатах, які окремо рисують значення кутів та магнітуди. Також виводяться зображення з оброблюваного відеопотоку та оптичного потоку. Виводиться обчислений маршрут руху з даних алгоритму оптичного потоку, відстань та напрямок до початку руху. Обчислюється та виводиться мінімальне, максимальне та середнє значення часу виконання алгоритму оптичного потоку.

Було проведено серію тестів для вибору оптимального алгоритму обчислення оптичного потоку.

Перше тестування включає в себе відео польоту дрона на висоті 25 метрів та опущеною камерою донизу. Тут було протестовано вплив згладжування та фільтрації на щільний та розріджений алгоритми. Оброблюване зображення було зменшено до розмірів 300 на 300 пікселів для пришвидшення процесу тестування. Критеріями оцінки були подібність пройденого маршруту дрона до того, що обчислює оптичний потік. Схематично маршрут польоту дрона виглядав наступним чином – Рисунок 3.

Приклад1 виводу даних виконано програмою для тестування оптичного потоку – Рисунок 4.

Проведемо порівняльний аналіз щільного алгоритму, розрідженого алгоритму та RAFT-алгоритму – Таблиці 2-4. Алгоритм RAFT було протестовано на 4 моделях без використання фільтрації чи згладжування (Таблиця 4).

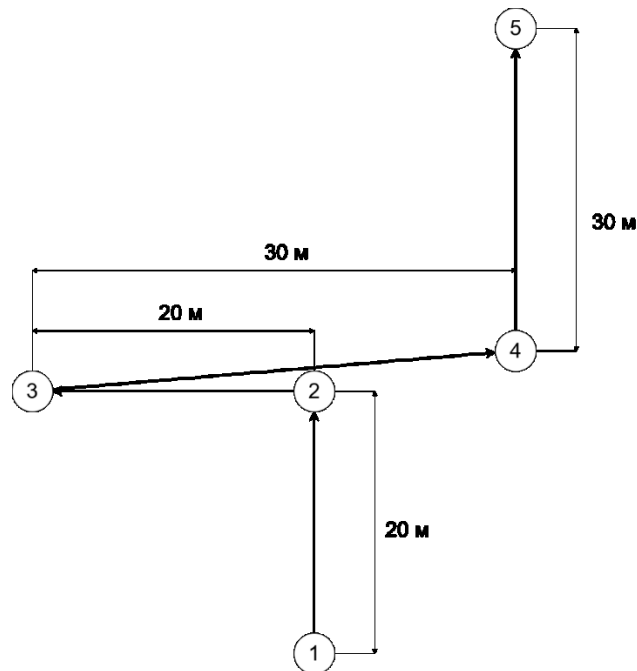


Рис. 3. Схематичне зображення пройденого дрона шляху

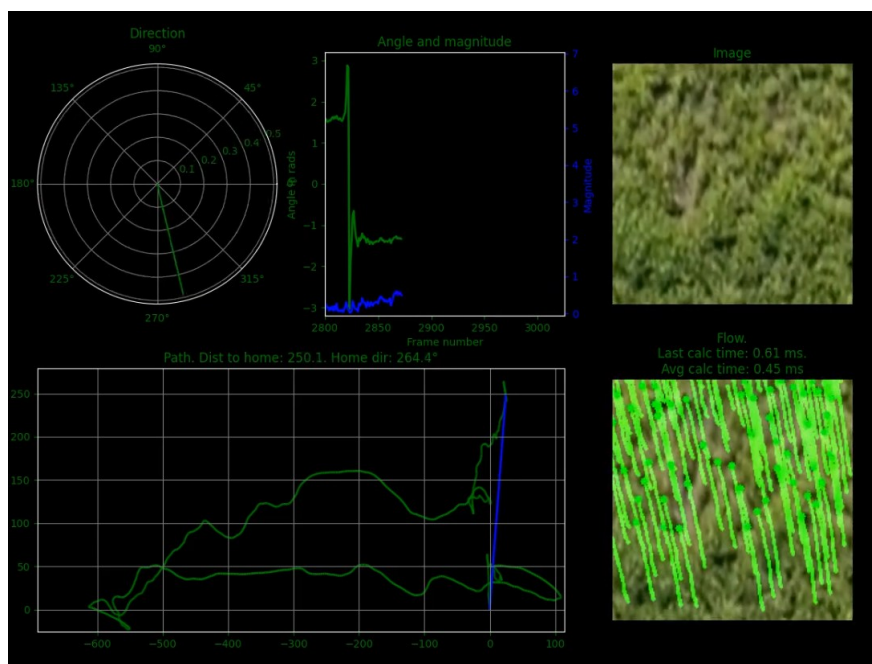
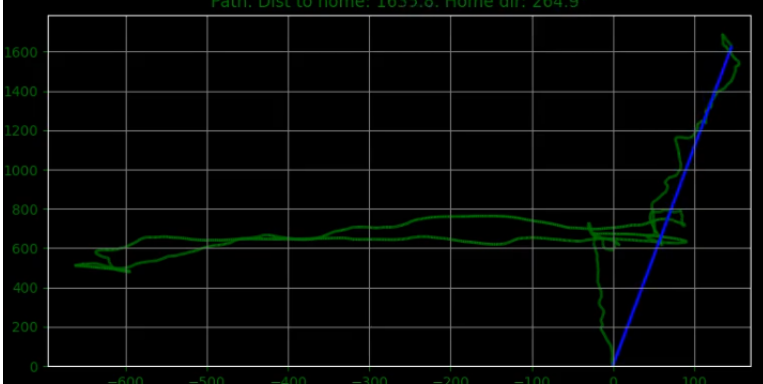
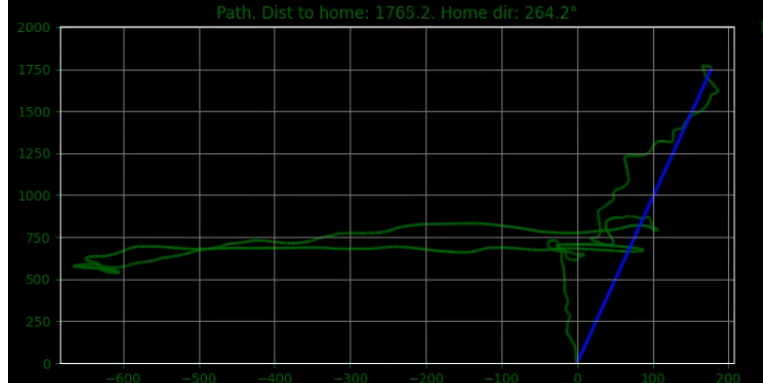
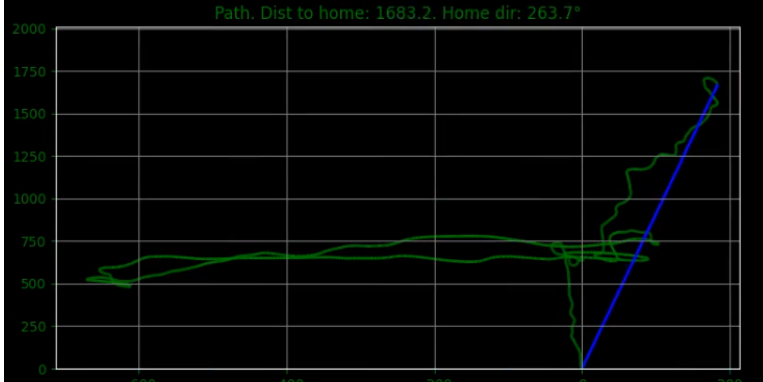
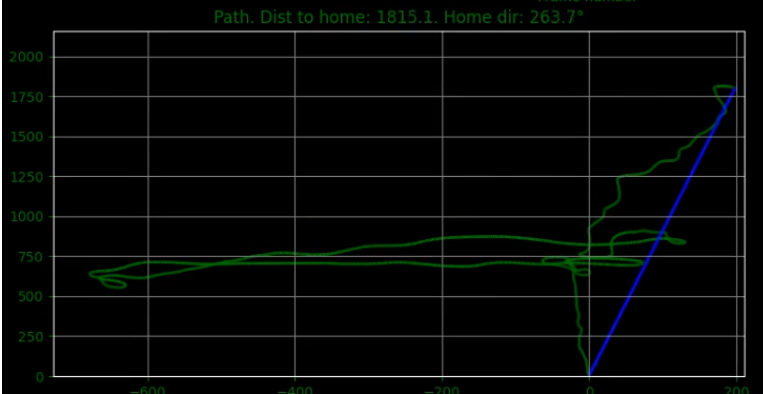


Рис. 4. Приклад1 виводу даних

Таблиця 2

Щільний алгоритм

Маршрут	Коефіцієнт фільтрації	Коефіцієнт згладжування
 <p>Path. Dist to home: 1635.8. Home dir: 264.9°</p>	Без фільтрації	Без згладжування
 <p>Path. Dist to home: 1765.2. Home dir: 264.2°</p>	0,2	0,2
 <p>Path. Dist to home: 1683.2. Home dir: 263.7°</p>	0,4	0,2
 <p>Path. Dist to home: 1815.1. Home dir: 263.7°</p>	0,1	0,1

	<p>0.1</p>	<p>0.4</p>
	<p>0.1</p>	<p>0.6</p>

Таблиця 3

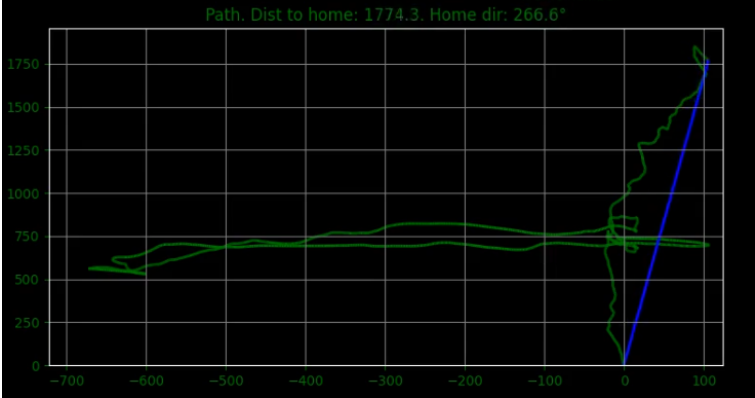
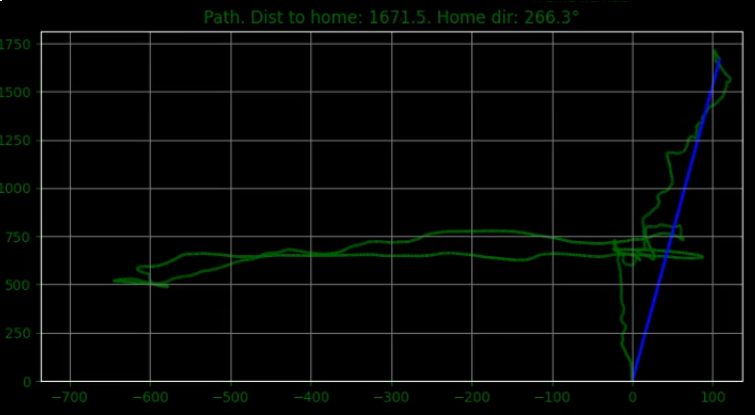


Розріджений алгоритм

Маршрут	Коефіцієнт фільтрації	Коефіцієнт згладжування
	<p>Без фільтрації</p>	<p>Без згладжування</p>
	<p>0,1</p>	<p>0,1</p>

	<p>0,1</p>	<p>0,2</p>
	<p>0,1</p>	<p>0,4</p>
	<p>0,1</p>	<p>0,6</p>
	<p>0,2</p>	<p>0,2</p>
	<p>0,4</p>	<p>0,2</p>

Таблиця 4

RAFT алгоритм

Маршрут	Назва моделі
	Kitty
	Sintel
	Small
	Things

Як можна бачити, згладжування та фільтрація майже не мали вплив на побудований маршрут, проте найбільший вплив на пройдену відстань по прямій було в розрідженому алгоритмі. Такий на перший погляд

випадковий розподіл відстаней можна пояснити тим, що навіть невеликі коригування в маршрут можуть потенційно мати великий вплив на пройдену відстань.

Підхід RAFT продемонстрував достатньо точний маршрут, близький до щільного алгоритму, на якому він і заснований.

Найгірший маршрут був побудований розрідженим алгоритмом. Даний алгоритм, попри фільтрацію та згладжування, видавав хаотичні рухи, які у свою чергу мали значний вплив на форму побудованого маршруту та пройдену дистанцію по прямій.

Друге тестування було проведено без фільтрації та згладжування, змінюючи параметри застосування розрідженого та щільного алгоритмів.

Бібліотека OpenCV має імплементацію щільного алгоритму Фарнебека у вигляді функції `calcOpticalFlowFarneback`, яка приймає наступні параметри:

1) `pyr_scale` – визначає масштаб піраміди, тобто те, у скільки буде зменшено кожне наступне зображення;

2) `levels` – кількість рівнів піраміди зображень;

3) `winsize` – розмір квадрату, для якого обчислюється оптичний потік за одну ітерацію.

Імплементація розрідженого алгоритму реалізована функцією `calcOpticalFlowPyrLK`, яка приймає наступні параметри:

1) `winSize` – розмір вікна пошуку на кожному рівні піраміди;

2) `maxLevel` – максимальний рівень піраміди;

3) `criteria` – параметр, що визначає критерії завершення ітераційного алгоритму пошуку (після заданої максимальної кількості ітерацій `criteria.maxCount` або коли вікно пошуку зміщується менше ніж на `criteria.epsilon`).

Друге тестування (Рисунок 5) складається з відео руху камери по горизонталі на висоті 10 см. Максимальна відстань становить 99 см, кінцева відстань – 57,5 см. Оскільки алгоритми оптичного потоку не можуть видавати точні значення пройденої відстані, порівняння будуть відбуватись як відношення максимальної відстані до кінцевої. Коефіцієнт повної відстані та відстані по закінченню: $99 \text{ см} / 57,5 \text{ см} \approx 1,722$.

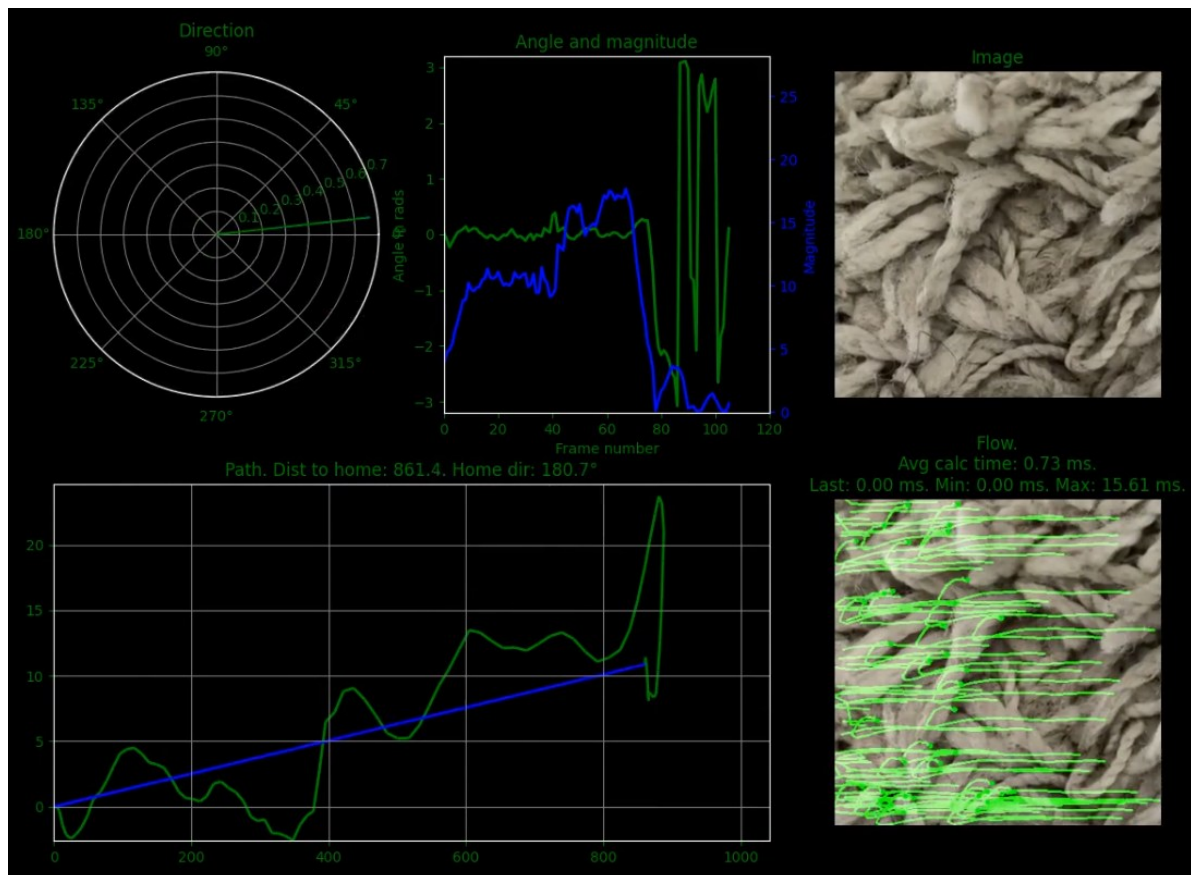


Рис. 5. Приклад2 виводу даних

Проведемо порівняльний аналіз щільного алгоритму, розрідженого алгоритму та RAFT-алгоритму – Таблиці 5-7.

Таблиця 5

Щільний алгоритм

Коефіцієнт відстані	Мін. час обчислення	Макс. час обчислення	Серед. час обчислення	pyr_scale	levels	winsize
1,06	16,26 мс	122,78 мс	18,44 мс	0,7	1	300
1,04	14,51 мс	39,72 мс	20,15 мс	0,2	1	300
1,065	14,52 мс	56,17 мс	21,14 мс	0,5	3	300
1,058	14,49 мс	43,22 мс	17,34 мс	0,5	5	300
1,04	15,01 мс	53,02 мс	26,14 мс	0,5	1	200
1,066	14,51 мс	19,3 мс	19,39 мс	0,5	1	50

Таблиця 6

Розріджений алгоритм

Коефіцієнт відстані	Мін. час обчислення	Макс. час обчислення	Серед. час обчислення	win_size	maxlevel	criteria.maxCount, criteria.epsilon
1,68	0,009 мс	15,61 мс	0,56 мс	(30, 30)	2	30, 0,03
1,71	0,009 мс	6,9 мс	1,49 мс	(60, 60)	2	30, 0,03
1,63	0,51 мс	10,9 мс	3,33 мс	(120, 120)	2	30, 0,03
1,74	0,009 мс	2,01 мс	0,27 мс	(15, 15)	0	30, 0,03
1,72	0,009 мс	2,03 мс	0,54 мс	(15, 15)	4	30, 0,03
1,72	0,009 мс	2,89 мс	0,54 мс	(15, 15)	8	30, 0,03
1,74	0,009 мс	2,05 мс	0,41 мс	(15, 15)	2	10, 0,03
1,67	0,009 мс	2,01 мс	0,41 мс	(15, 15)	2	60, 0,03
1,72	0,009 мс	2 мс	0,43 мс	(15, 15)	2	120, 0,03
1,74	0,009 мс	2,05 мс	0,41 мс	(15, 15)	2	30, 0,01
1,77	0,009 мс	1,51 мс	0,37 мс	(15, 15)	2	30, 0,06
1,76	0,009 мс	2 мс	0,41 мс	(15, 15)	2	30, 0,12

Таблиця 7

RAFT алгоритм

Коефіцієнт відстані	Мін. час обчислення	Макс. час обчислення	Серед. час обчислення	Назва моделі
1,75	31,78 мс	269,99 мс	53,33 мс	Chairs
1,77	46,91 мс	66 мс	53,63 мс	Kitti
1,77	53,93 мс	46,97 мс	53,93 мс	Sintel
1,74	24 мс	88,21 мс	39,89 мс	Small
1,77	46,92 мс	130,4 мс	53,60 мс	Things

Найкраще себе показали розріджений та RAFT алгоритми. Для розрідженого алгоритму було визначено, що найбільший вплив на точність визначення пройденої відстані та часу виконання алгоритму впливає розмір вікна та збільшення кількості рівнів піраміди.

Для RAFT найкраще себе показала зменшена модель, яка в середньому в 1,3 рази швидше виконує алгоритм та показує точніший результат.

Щільний алгоритм показав найгірший результат в цьому тестуванні, пропри зміни в параметрах.

Найкращим варіантом для імплементації оптичного потоку буде саме RAFT зі зменшеною моделлю виконання. Попри відносно високий час обчислення, даний метод показав себе найбільш стабільним у двох тестах. Час виконання алгоритму можна покращити, використавши спеціальні обчислювальні модулі NPU, чи TPU.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Стрімкий розвиток засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ) у сучасних конфліктах створює критичну потребу в альтернативних системах навігації для БПЛА, які здатні функціонувати без сигналу GNSS. Розроблена концепція інтелектуальної кіберфізичної системи базується на принципах відносного позиціонування, що об'єднує дані акселерометра, гіроскопа, магнітометра, барометра, лідара та камери оптичного потоку. Такий мультисенсорний підхід у поєднанні з розширеним фільтром Калмана дозволяє досягти необхідної точності та відмовостійкості, забезпечуючи автономність апарату від зовнішніх мап чи рельєфу місцевості.

Особлива увага в роботі приділена алгоритмам обчислення оптичного потоку як ключового інструменту визначення пройденої відстані та напрямку руху. Порівняльний аналіз розрідженого, щільного та нейромережевого (RAFT) методів показав, що традиційний розріджений алгоритм, попри високу швидкість, схильний до накопичення похибок через хаотичні коливання. Впровадження тривірневої системи фільтрації та експоненційного згладжування (зокрема для синусів і косинусів кутів) дозволило частково нівелювати вплив шумів зображення, проте не усунуло проблему низької стабільності маршруту для розрідженого методу.

Результати тестування продемонстрували, що найбільш перспективним рішенням для імплементації в системи навігації БПЛА є алгоритм RAFT. Використання його зменшеної моделі забезпечує оптимальний

баланс між обчислювальною складністю та точністю, демонструючи найбільш стабільні результати відтворення маршруту в різних умовах. Хоча час обробки даних нейромережевими моделями залишається відносно високим, подальша оптимізація системи можлива завдяки використанню спеціалізованих обчислювальних модулів, таких як NPU або TPU.

References

1. Distributed Control of Cyber Physical System on Various Domains: A Critical Review / M. Hamzah et al. *Systems*. 2023. Vol. 11, no. 4. P. 208. URL: <https://doi.org/10.3390/systems11040208>.
2. Cooperative motion planning and control for aerial-ground autonomous systems: Methods and applications / R. Chai et al. *Progress in Aerospace Sciences*. 2024. Vol. 146. P. 101005. URL: <https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2024.101005>.
3. Unmanned Aerial Vehicles: Control Methods and Future Challenges / Z. Zuo et al. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2022. Vol. 9, no. 4. P. 601–614. URL: <https://doi.org/10.1109/jas.2022.105410>.
4. Devising a traffic control method for unmanned aerial vehicles with the use of gNB-IOT in 5G / H. Q. Nameer et al. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2022. Vol. 3, no. 9 (117). P. 56–59. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.260084>.
5. Improving Quality-of-Service in Cluster-Based UAV-Assisted Edge Networks / T. Bose et al. *IEEE Transactions on Network and Service Management*. 2022. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/tnsm.2021.3139892>.
6. Damigos G., Lindgren T., Nikolakopoulos G. Toward 5G Edge Computing for Enabling Autonomous Aerial Vehicles. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 3926–3941. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2023.3235067>.
7. Sonugur G. A Review of quadrotor UAV: Control and SLAM methodologies ranging from conventional to innovative approaches. *Robotics and Autonomous Systems*. 2022. P. 104342. URL: <https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104342>.
8. Peris C., Norton M., Khoo S. Y. Variations in Finite-Time Multi-Surface Sliding Mode Control for Multirotor Unmanned Aerial Vehicle Payload Delivery with Pendulum Swinging Effects. *Machines*. 2023. Vol. 11, no. 9. P. 899. URL: <https://doi.org/10.3390/machines11090899>.
9. A Weight-Based Group Decision Controller for Air-Ground Collaborative Multi-unmanned Systems / H. Liu et al. *Lecture Notes in Electrical Engineering*. Singapore, 2025. P. 182–191. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-96-2204-7_18.
10. Exposing Spoofing Attack on Flocking-Based Unmanned Aerial Vehicle Cluster: A Threat to Swarm Intelligence / X. Huang et al. *Security and Communication Networks*. 2020. Vol. 2020. P. 1–15. URL: <https://doi.org/10.1155/2020/8889122>.
11. Teed Z., Deng J. RAFT: Recurrent All-Pairs Field Transforms for Optical Flow. URL: https://www.ecva.net/papers/eccv_2020/papers/ECCV/papers/123470392.pdf.
12. Isk S., Kang S. Z., Lack Z. Optical Flow Models and Training Techniques in Data-Constrained Environment. URL: <https://cs231n.stanford.edu/reports/2022/pdfs/87p.pdf>.
13. Babenko A. Hidden state refinement for optical flow forecasting. URL: <https://er.ucu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/438f772e-0b7f-423e-9b67-ecd8ebd8d5d9/content>.