

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХЕРСОНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХЕРСОНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

ЛЮБИМОВ ОЛЕКСАНДР СЕРГІЙОВИЧ

УДК 004.932:72

ДИСЕРТАЦІЯ

**МОДЕЛІ, МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ
ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ШВИДКОПЛИННИХ РУЙНІВНИХ
ПРОЦЕСІВ**

122 Комп'ютерні науки

12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ О.С. Любимов

Науковий керівник:

Шерстюк Володимир Григорович,

д.т.н., професор

Хмельницький – 2025

АНОТАЦІЯ

Любимов О.С. Моделі, методи та алгоритми обробки інформації дистанційного зондування швидкоплинних руйнівних процесів. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки. – Херсонський національний технічний університет, Хмельницький, 2025.

Висвітлено проблему моніторингу швидкоплинних руйнівних процесів, таких як лісові пожежі, в контексті змін клімату та зростання антропогенного впливу. Ці явища є непередбачуваними та важко спостережуваними, а відсутність надійних моделей ускладнює їхнє прогнозування та запобігання, змушуючи зосереджуватися на ліквідації наслідків.

Безпілотні літальні апарати можуть здійснювати моніторинг як дистанційне зондування лісової пожежі, однак, на його результати впливає низка факторів динаміки процесу і невизначеності, що спотворюють дані, вносять завади, створюють невпевненість в даних. Отже, дані дистанційного зондування є неповними, неточними і розмитими. Використання декількох безпілотних апаратів для багаторакурсного дистанційного зондування додає даним повноти, але робить їх несумісними та суперечливими. Крім того, збільшення кількості ракурсів та складності дистанційного зондування суттєво підвищує обсяг геопросторових даних.

Особам, що приймають рішення щодо реагування та протидії швидкоплинному руйнівному процесу, необхідна ситуаційна обізнаність про розвиток процесу, що не потребує занадто детальної інформації, але потребує своєчасності її отримання, що спонукає до застосування об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування групою безпілотних літальних апаратів. Із збільшенням обсягів оброблюваних даних виникає нагальна потреба у створенні швидких для роботи в реальному часі, але при тому достатньо точних для відстеження параметрів вогневого фронту методів

обробки даних дистанційного зондування, що є критичною проблемою для забезпечення ситуаційної обізнаності та швидкого прийняття рішень.

Аналіз показує, що проблеми багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісових пожеж за допомогою групи безпілотних літальних апаратів залишаються недостатньо вивченими, що обґрунтовує актуальність створення теоретичного підґрунтя та розробки відповідних моделей, методів та алгоритмів, придатних для обробки даних у реальному часі з урахуванням факторів невизначеності.

Дисертаційну роботу присвячено розробці теоретичного підґрунтя для обробки даних в режимі реального часу з урахуванням впливу факторів невизначеності під час об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів, для чого створено відповідні моделі, методи та алгоритми.

Метою дослідження є підвищення ефективності інформаційної підтримки осіб, що приймають рішення в тактичній системі моніторингу лісових пожеж за рахунок прискорення обробки даних дистанційного зондування та, відповідно, пришвидшення побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту, який є детермінантом процесу лісової пожежі, що забезпечує підвищення якості об'ємної візуалізації вогневого фронту пожежі та динаміки його руху внаслідок зменшення впливу спотворень, перешкод і шумів, а також своєчасність прийняття рішень за рахунок здатності запропонованих моделей, методів і алгоритмів працювати в режимі реального часу.

У вступі обґрунтовано актуальність теми, сформульовані мета і завдання досліджень, визначені методи досліджень, дана загальна характеристика роботи і структура дисертації, визначені наукова новизна, практичне значення проведених наукових досліджень та особистий внесок автора, наведені відомості про публікації та результати апробації роботи.

У першому розділі виконано огляд сучасного стану та аналіз проблем багаторакурсного об'ємного моніторингу швидкоплинних руйнівних

процесів, проведено огляд існуючих систем моніторингу лісових пожеж, проаналізовано умови невизначеності, поставлено задачі дослідження.

У другому розділі розроблено динамічну просторову модель, засновану на ієрархічній структурі вокселів, що подають ділянки тривимірного простору для співставлення зображень з різних позицій, та рекурсивній моделі октодерева, що дозволяє вирішити протиріччя між точністю спостережень і швидкістю побудови моделі. Визначено множину можливих станів вокселів, запропоновано їх класифікацію, розроблено метод обчислення тривимірного вектору спостереження, поданого масивом векторів впевненості, за допомогою яких визначають стан вокселів, що дозволяє поєднувати спостереження від різних спостерігачів та послідовно їх уточнювати. Запропоновано алгоритм класифікації вокселів, заснований на використанні шестиканальної системи обробки даних, що містить інфрачервоний, лідарний, два основних і два додаткові оптичні канали. Представлено метод обробки даних від лідару, чотирьох-етапний метод обробки зображень у інфрачервоному каналі та шести-етапний метод обробки зображень у оптичних каналах.

У третьому розділі запропоновано полегшену щодо обчислювальної складності модель згорткової нейронної мережі YOLOv8N, що вдосконалює базову модель за рахунок застосування на магістральному рівні модуля GhostNetv2 разом з модулем уваги DFC замість традиційної операції згортки, що дозволило зменшити кількість параметрів моделі, зберігаючи її продуктивність, та механізму звернення уваги MHSA в операціях C2f, що покращило здатність отримувати ознаки осередків горіння та підвищило точність виявлення невеликих осередків горіння, також на проміжному рівні моделі використано механізм самоуваги SegNeXt в операціях C2f, що дозволило підвищити точність виявлення ознак пожежі у складних умовах. Запропонована модель збільшує показники влучності, повноти, середнього гармонійного і точності на 4,3%, 7,5%, 4,8% і 5,9% відповідно у порівнянні з базовою моделлю. Отже, запропонована модель зберігає баланс між

обчислювальною складністю і ефективністю моделі, що гарантує її спроможність працювати в режимі реального часу.

У четвертому розділі представлено метод побудови м'якої сірої нечіткої моделі швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі за допомогою дистанційного зондування групою безпілотних літальних апаратів, що дозволяє отримати тривимірну просторово-часову модель розповсюдження фронту вогню, рух якого відображає динаміку процесу. Для подолання невизначеності спостережень побудовано комплексну модель невизначеності, засновану на спільному застосуванні нечітких, наближених і м'яких множин та сірих чисел. Розвиток процесу подано наближеною апроксимацією м'яких множин нечітких сірих оцінок впевненості щодо вокселів, які відносять до певного стану, що дозволяє визначити переконливий, невизначений, підозрілий та негативний компоненти моделі процесу, з них перший подає стабільне ядро фронту вогню, другий – його змінну, викликану невизначеністю спостережень, третій моделює неповноту спостережень, четвертий – простір, не задіяний у розвитку процесу. Запропонований метод дозволяє відтворювати моделі швидкоплинних просторово-розподілених руйнівних процесів різних класів, згладжуючи ефекти спотворень і шумів та забезпечуючи прийнятну продуктивність.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в тому, що:

- вперше запропоновано новий комплексний підхід до багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів, що полягає у спільному використанні оптичних, інфрачервоних камер і атмосферних лідарів, що дозволяє завдяки обробці зображень від камер ідентифікувати просторове положення та рух вогневого фронту, який відображає динаміку процесу, а завдяки скануванню простору лідаром отримувати тривимірне положення хмари диму;

- вперше розроблено інтегративний метод обробки інформації від бортових сенсорів безпілотних літальних апаратів, заснований на використанні багатоканальної системи обробки даних, що містить

інфрачервоний, два основних і два додаткові оптичні канали, канал обробки даних лідара, та заснований на чотирьох-етапному алгоритмі обробки зображень у інфрачервоному каналі, шести-етапному алгоритмі обробки зображень у оптичних каналах та дев'яти етапному алгоритмі обробки даних у каналі лідара, що дозволяє за результатами поєднання даних у всіх каналах обробки визначити тривимірний вектор спостереження та обчислити масив векторів впевненості, за допомогою яких визначається сірий нечіткий стан вокселів просторової моделі лісової пожежі.

Удосконалено:

- розбиття м'яких нечітких множин вокселів на компоненти за рахунок використання наближених множин, що дозволило подати стабільне ядро фронту вогню у вигляді переконливого компоненту, змінну фронту вогню, викликану невизначеністю спостережень – у вигляді невизначеного компоненту, простір, не задіяний у розвитку процесу – у вигляді негативного компоненту, і неповноту спостережень – за допомогою підозрілого компоненту;

- метод обчислення тривимірного вектору спостереження, поданого масивом векторів впевненості, та метод обчислення множини можливих станів вокселів за рахунок використання ступенів впевненості при їх класифікації, з використанням згорткової нейронної мережі, що дало можливість скоротити час визначення сірого нечіткого стану вокселів та ефективно поєднувати спостереження від різних спостерігачів, послідовно їх уточнюючи;

- модель розпізнавання осередків лісових пожеж під час дистанційного зондування YOLOv8, що забезпечує достатній рівень точності виявлення ознак лісових пожеж, зберігаючи при цьому баланс між обчислювальною складністю і ефективністю, гарантуючи спроможність працювати в режимі реального часу за рахунок застосування:

- на магістральному рівні модуля GhostNetv2 з модулем уваги DFC замість операції згортки Conv, що дозволило зменшити кількість параметрів моделі, зберігаючи її продуктивність;

- на магістральному рівні механізму звернення уваги MHSA в операціях C2f, що покращує здатність отримувати ознаки осередків горіння, а отже, підвищує точність виявлення невеликих за розміром осередків на різних цільових масштабах зображень за рахунок більш глибокого дослідження різних репрезентативних підпросторів та врахування більш детальної контекстної інформації;

- на проміжному рівні механізму самоуваги SegNeXt в операціях C2f, що дозволяє підвищити точність виявлення ознак лісових пожеж у складних умовах за рахунок акценту уваги на цільові об'єкти на складному фоні та пригнічення шумів.

Отримала подальший розвиток:

- тривимірна модель динаміки лісової пожежі, де вогневий фронт та хмару диму подано м'якими множинами нечітких підмножин вокселів, які відносяться до певного стану на момент вимірювання, результати якого подано сірими числами, що дозволяє визначити переконливі, невизначені, позитивні та негативні компоненти вогневого фронту та врахувати вплив вітру, диму, вогню, турбулентності та вібрації, а також перешкоди, викривлення та спотворення зображень, забезпечуючи при цьому достатню точність визначення вогневого фронту та зберігаючи продуктивність, прийнятну для роботи системи моніторингу лісових пожеж в реальному часі, що підвищує ситуаційну обізнаність про розвиток лісової пожежі, напрямки та швидкість її поширення при плануванні заходів реагування та протидії.

Практичне значення одержаних результатів визначається суттєвим підвищенням ефективності інформаційної підтримки осіб, що приймають рішення, в тактичній системі моніторингу лісових пожеж за рахунок використання розроблених моделей, методів і алгоритмів, які дозволяють вирішити задачу багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісових пожеж групою безпілотних літальних апаратів в реальному часі.

Запропоновані моделі, методи і алгоритми обробки даних дистанційного зондування, їх аналізу та класифікації з використанням методів машинного

навчання дозволили створити інформаційну технологію побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту, який є детермінантом процесу лісової пожежі. Впровадження отриманих результатів в тактичну систему моніторингу лісових пожеж для багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування групою БПЛА дає особі, яка приймає рішення, більш точне і надійне візуальне уявлення про просторове положення і рух вогневого фронту і хмари диму, а отже, динаміку лісової пожежі, внаслідок чого підвищується вірогідність своєчасного прийняття рішення щодо реагування на лісову пожежу.

Ключові слова: лісова пожежа, безпілотний літальний апарат, дистанційне зондування, багаторакурсне спостереження, невизначеність, вогневий фронт, хмара диму, воксель, октодерево, сірий нечіткий стан, м'яка множина.

ABSTRACT

Lyubimov O.S. Models, methods and algorithms for processing information for remote sensing of fast-moving destructive processes. – Qualifying scientific work, the manuscript.

PhD thesis in the specialty 122 Computer Science. – Kherson National Technical University, Khmelnytskyi, 2025.

The problem of monitoring rapid destructive processes, such as forest fires, in the context of climate change and increasing anthropogenic impact is highlighted. These phenomena are unpredictable and difficult to observe, and the lack of reliable models complicates their prediction and prevention, forcing us to focus on eliminating the consequences. Unmanned aerial vehicles can carry out monitoring as remote sensing of a forest fire, however, its results are affected by several factors of process dynamics and uncertainty that distort the data, introduce interference, and create uncertainty in the data. Therefore, remote sensing data are incomplete, inaccurate, and blurred. The use of several unmanned aerial vehicles for multi-view remote sensing adds completeness to the data but makes them incompatible and contradictory. In addition, the increase in the number of viewpoints and complexity of remote sensing significantly increases the volume of geospatial data.

Decision makers in responding to and counteracting a rapidly evolving destructive process need situational awareness, which does not require too much detailed information, but requires timely acquisition, which encourages the use of volumetric multi-view remote sensing by a group of unmanned aerial vehicles. With the increase in the volume of processed data, there is an urgent need to create fast remote sensing data processing methods for real-time operation, but at the same time accurate enough to track fire front parameters, which is a critical problem for ensuring situational awareness and rapid decision-making. The analysis shows that the problems of multi-view volumetric remote sensing of forest fires using a group of unmanned aerial vehicles remain insufficiently studied, which justifies the relevance of creating a theoretical basis and developing appropriate models, methods

and algorithms suitable for real-time data processing, considering uncertainty factors.

The dissertation work is devoted to the development of a theoretical basis for real-time data processing considering the influence of uncertainty factors during volumetric multi-view remote sensing of the rapid destructive process of a forest fire by a group of unmanned aerial vehicles, for which the corresponding models, methods and algorithms have been created.

The purpose of the research is to increase the efficiency of information support for decision-makers in the tactical forest fire monitoring system by accelerating the processing of remote sensing data and, accordingly, accelerating the construction of a three-dimensional spatio-temporal model of the fire front, which is a determinant of the forest fire process, which ensures an increase in the quality of volumetric visualization of the fire front and the dynamics of its movement due to the reduction of the influence of distortions, interference and noise, as well as the timeliness of decision-making due to the ability of the proposed models, methods and algorithms to work in real time.

The introduction substantiates the relevance of the topic, formulates the goal and objectives of the research, defines the research methods, gives a general description of the work and the structure of the thesis, defines the scientific novelty, practical significance of the conducted research and the author's personal contribution, provides information on publications and the results of the work's testing.

The first section provides a review of the current state and analysis of the problems of multi-view volumetric monitoring of rapid destructive processes, reviews existing forest fire monitoring systems, analyzes uncertainty conditions, and defines research objectives.

In the second section, a dynamic spatial model is developed based on the hierarchical structure of voxels, which provide areas of three-dimensional space for comparing images from different positions, and a recursive octree model, which allows resolving the contradiction between the accuracy of observations and the

speed of model construction. A set of possible voxel states is determined, their classification is proposed, a method for calculating a three-dimensional observation vector, represented by an array of confidence vectors, is developed, with the help of which the state of voxels is determined, which allows combining observations from different observers and sequentially refining them. A voxel classification algorithm is proposed, based on the use of a six-channel data processing system containing infrared, lidar, two main and two additional optical channels. A method for processing data from lidar, a four-stage method for processing images in the infrared channel, and a six-stage method for processing images in optical channels are presented.

In the third section, a simplified computational complexity model of the convolutional neural network YOLOv8N is proposed, which improves the base model by using the GhostNetv2 module at the backbone level together with the DFC attention module instead of the traditional convolution operation, which allowed to reduce the number of model parameters while maintaining its performance, and the MHSA attention mechanism in C2f operations, which improved the ability to obtain signs of combustion centers and increased the accuracy of detecting small combustion centers, and the SegNeXt self-attention mechanism in C2f operations was also used at the neck level of the model, which allowed to increase the accuracy of detecting fire signs in difficult conditions. The proposed model increases the accuracy, completeness, harmonic mean and precision by 4.3%, 7.5%, 4.8% and 5.9%, respectively, compared to the base model. Therefore, the proposed model maintains a balance between computational complexity and model efficiency, which guarantees its ability to operate in real time.

The fourth section presents a method for constructing a rough approximation of soft sets of fuzzy gray confidence estimates of a rapid destructive process of a forest fire using remote sensing by a group of unmanned aerial vehicles, which allows obtaining a three-dimensional spatiotemporal model of the spread of the fire front, the movement of which reflects the dynamics of the process. To overcome the uncertainty of observations, a complex uncertainty model was constructed, based on

the joint use of fuzzy, rough and soft sets and gray numbers. The development of the process is represented by a rough approximation of soft sets of fuzzy gray voxels, which are attributed to a certain state, which allows determining the convincing, uncertain, suspicious and negative components of the process model, the first of which represents the stable core of the fire front, the second - its variable caused by the uncertainty of observations, the third models the incompleteness of observations, the fourth - the space not involved in the development of the process. The proposed method allows us to reproduce models of rapid spatially distributed destructive processes of different classes, smoothing out the effects of distortions and noise and providing acceptable performance.

The scientific novelty of the results obtained is that:

- a new comprehensive approach to multi-view volumetric remote sensing of a forest fire by a group of unmanned aerial vehicles has been proposed, which consists in the joint use of optical, infrared cameras and atmospheric lidars, which allows, thanks to the processing of images from the cameras, to identify the spatial position and movement of the fire front, which reflects the dynamics of the process, and thanks to the scanning of space by the lidar, to obtain the three-dimensional position of the smoke cloud;

- a new integrative method for processing information from onboard sensors of unmanned aerial vehicles was developed, based on the use of a multi-channel data processing system containing infrared, two main and two additional optical channels, a lidar data processing channel, and based on a four-stage image processing algorithm in the infrared channel, a six-stage image processing algorithm in optical channels, and a nine-stage data processing algorithm in the lidar channel, which allows, based on the results of combining data in all processing channels, to determine a three-dimensional observation vector and calculate an array of confidence vectors, with the help of which the gray fuzzy state of voxels of the spatial model of a forest fire is determined.

Improved:

- partitioning of soft fuzzy sets of voxels into components by using rough sets, which allowed to present the stable core of the fire front as a convincing component, the variable of the fire front caused by the uncertainty of observations - as an uncertain component, the space not involved in the development of the process - as a negative component, and the incompleteness of observations - using a suspicious component;

- a method for calculating a three-dimensional observation vector, represented by an array of confidence vectors, and a method for calculating the set of possible voxel states by using confidence levels in their classification, using a convolutional neural network, which made it possible to reduce the time for determining the gray fuzzy state of voxels and effectively combining observations from different observers, consistently refining them;

- a model for recognizing forest fire contour during remote sensing YOLOv8, which provides a sufficient level of accuracy in detecting signs of forest fires, while maintaining a balance between computational complexity and efficiency, guaranteeing the ability to work in real time through the use of:

- at the backbone level of the GhostNetv2 module with the DFC attention module instead of the Conv convolution operation, which allowed to reduce the number of model parameters while maintaining its performance;

- at the backbone level of the MHSA attention mechanism in C2f operations, which improves the ability to obtain signs of burning centers, and therefore increases the accuracy of detecting small-sized cells at different target image scales due to a deeper study of different representative subspaces and taking into account more detailed contextual information;

- at the neck level of the SegNeXt self-attention mechanism in C2f operations, which allows to increase the accuracy of detecting signs of forest fires in complex conditions by focusing attention on target objects against a complex background and suppressing noise.

Further development has been made for:

- a three-dimensional model of forest fire dynamics, where the fire front and smoke cloud are represented by soft sets of fuzzy subsets of voxels that refer to a certain state at the time of measurement, the results of which are presented in gray numbers, which allows determining the convincing, uncertain, positive and negative components of the fire front and taking into account the influence of wind, smoke, fire, turbulence and vibration, as well as obstacles, distortions and distortions of images, while ensuring sufficient accuracy of determining the fire front and maintaining performance acceptable for the operation of a real-time forest fire monitoring system, which increases situational awareness of the development of a forest fire, its direction and speed of spread when planning response and countermeasures.

The practical significance of the results obtained is determined by a significant increase in the efficiency of information support for decision-makers in the tactical system for monitoring forest fires using developed models, methods and algorithms that allow solving the problem of multi-view volumetric remote sensing of forest fires by a group of unmanned aerial vehicles in real time.

The proposed models, methods and algorithms for processing remote sensing data, their analysis and classification using machine learning methods allowed creating an information technology for building a three-dimensional spatio-temporal model of the fire front, which is a determinant of the forest fire process. The implementation of the obtained results into a tactical forest fire monitoring system for multi-view volumetric remote sensing by a group of UAVs gives the decision-maker a more accurate and reliable visual representation of the spatial position and movement of the fire front and smoke cloud, and therefore the dynamics of the forest fire, as a result of which the probability of timely decision-making on responding to the forest fire increases.

Keywords: forest fire, unmanned aerial vehicle, remote sensing, multi-angle observation, uncertainty, fire front, smoke cloud, voxel, octotree, gray fuzzy state, soft set.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Вдосконалення моделі YOLOv8 для дистанційного зондування швидкоплинних деструктивних процесів. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2025. №1(92). Ч.2. С.126–141. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.1.2.18>
2. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Відтворення просторово-часової моделі швидкоплинних руйнівних процесів за допомогою дистанційного зондування. *Таврійський науковий вісник: серія «Технічні науки»*. 2025. Вип.1. С.103–118. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.1.10>
3. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Метод обробки інформації при дистанційному зондуванні лісових пожеж групою БПЛА. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. №3(44). С.1277–1293. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-3\(44\)-1277-1293](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-3(44)-1277-1293)
4. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Дистанційне зондування лісової пожежі шляхом спільного використання камер і лідарів групи БПЛА. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. №4(45). С.1214–1229. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1214-1229](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1214-1229)

Наукові праці, які засвідчують апробацію результатів дисертації:

1. Любимов О.С. Вдосконалення моделі розпізнавання осередків лісових пожеж при дистанційному зондуванні з безпілотних апаратів. Мат. 5-ї Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Молодь і наука», Хмельницький, Україна, 26.05.2024, С. 125–127.
2. Любимов О.С. Вдосконалення моделі розпізнавання осередків лісових пожеж при дистанційному зондуванні з безпілотних апаратів. Мат. VI-ї

Всеукраїнської науково-технічної конференції «Інформаційні технології та програмування», Хмельницький, Україна, 20.12.2024, С. 81–84.

3. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Моніторинг лісових пожеж за допомогою дистанційного зондування групою БПЛА. Зб. наук. праць IV Міжнародної наукової конференції «Розвиток наук в умовах нової реальності: проблеми та перспективи», Умань, Україна, 28.03.2025. С.148–151.

4. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Використання лідару для дистанційного зондування лісової пожежі з БПЛА. Зб. наук. праць VI Міжнародної наукової конференції «Наукові відкриття та фундаментальні наукові дослідження: світовий досвід», Івано-Франківськ, Україна, 02.05.2025, С. 247–248.

ЗМІСТ

ВСТУП	20
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД СУЧАСНОГО СТАНУ ТА АНАЛІЗ ПРОБЛЕМ БАГАТОРАКУРСНОГО ОБ'ЄМНОГО МОНІТОРИНГУ ШВИДКОПЛИННИХ РУЙНІВНИХ ПРОЦЕСІВ	29
1.1. Швидкоплинні руйнівні процеси.....	29
1.2. Лісові пожежі як приклад швидкоплинних руйнівних процесів	33
1.3. Огляд сучасного стану досліджень проблеми лісових пожеж	36
1.4. Огляд систем моніторингу лісових пожеж	45
1.5. Аналіз актуальних проблем дистанційного зондування в системах моніторингу лісових пожеж	49
1.6. Аналіз умов невизначеності та засобів її моделювання.....	59
1.7. Постановка задачі дослідження.....	65
Висновки до розділу	68
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ, МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ДАНИХ З СЕНСОРІВ БПЛА	71
2.1. Побудова динамічної просторової моделі	72
2.2. Розробка методу обробки даних дистанційного зондування.....	77
2.3. Розробка методу інтеграції даних.....	88
Висновки до розділу	92
РОЗДІЛ 3. ВДОСКОНАЛЕННЯ МОДЕЛІ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	93
3.1. Принципи роботи та архітектура YOLOv8.....	96
3.2. Вдосконалення операцій згортки на магістральному рівні	100
3.3. Вдосконалення операцій C2f на магістральному рівні	104

3.4. Вдосконалення операцій C2f на проміжному рівні	108
3.5. Експериментальне дослідження	112
Висновки до розділу	116
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПОБУДОВИ ТРИВИМІРНОЇ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОЇ МОДЕЛІ ВОГНЕВОГО ФРОНТУ В СИСТЕМІ МОНІТОРИНГУ ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ	118
4.1. Розробка методу інтеграції даних дистанційного зондування від декількох БПЛА.....	118
4.2. Побудова моделі фронту пожежі	125
4.3. Реалізація і впровадження результатів дослідження	131
4.4. Результати експерименту.....	136
Висновки до розділу	140
ВИСНОВКИ.....	142
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	146
ДОДАТОК А	166
ДОДАТОК Б.....	168
ДОДАТОК В.....	182

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

БПЛА	-	безпілотний літальний апарат
ВФ	-	вогневий фронт
ДЗ	-	дистанційне зондування
ЗНМ	-	згорткова нейронна мережа
ІЧ	-	інфрачервоний
ГІС	-	геоінформаційна система
ЛП	-	лісова пожежа
НДР	-	науково-дослідна робота
НМ	-	нейронна мережа
ОПР	-	особа, що приймає рішення
ПС	-	простір спостереження
РЧ	-	реальний час
ХД	-	хмара диму
ШРП	-	швидкоплинні руйнівні процеси

ВСТУП

Актуальність теми. Зміни клімату, зростання чисельності населення, урбанізація, індустріалізація, інші негативні наслідки діяльності людини все частіше викликають стихійні лиха – масштабні повені, раптові зсуви ґрунтів, лісові пожежі, землетруси, цунамі, торнадо та інші швидкоплинні явища, що утворюють ланцюги небажаних подій і викликають катастрофи через вплив низки людських факторів, в тому числі неуважності та недбалості.

Більшість стихійних явищ є випадковими, нестаціонарними, нелінійними та непередбачуваними процесами, які швидко розвиваються у просторі і часі та характеризуються слабкою спостережуваністю. Їх відносять до класу швидкоплинних просторово-розподілених процесів руйнівного характеру.

Одним з найнебезпечніших класів швидкоплинних руйнівних процесів є лісові пожежі. Через неможливість побудови їх моделей відсутні надійні інструменти їх прогнозування, попередження і запобігання, а отже, переважно і вимушено займаються ліквідацією їх наслідків. Значні масштаби, інтенсивність та швидкість розповсюдження лісових пожеж суттєво ускладнюють вирішення задач локалізації та протидії, тому проблема моніторингу лісових пожеж для інформаційної підтримки осіб, що приймають рішення, на сьогоднішній день є надзвичайно актуальною.

Застосування традиційних методів спостереження задля моніторингу лісових пожеж є неможливим через недостатню інформативність та через безпекові проблеми.

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) за допомогою сучасних сенсорів та технологій комп'ютерного зору можуть здійснювати дистанційне зондування, знаходячись досить близько до осередків пожежі. Однак, впливи динаміки вогню, диму і вітру суттєво спотворюють дані, а спалахи та мерехтіння полум'я вносять динамічні завади у зображення, в той час як просторові завади, такі як множинність осередків лісових пожеж, сегментація вогневого фронту лісової пожежі, призводять до невпевнених спостережень.

Отже, дані дистанційного зондування є неповними, неточними і розмитими. Використання декількох БПЛА для багаторакурсного дистанційного зондування додає даним повноти, але робить їх несумісними та суперечливими. Динаміка лісових пожеж, різні спотворення та перешкоди призводять до численних нерозпізнаних елементів даних, стан яких є невизначеним або підозрілим, при цьому висока температура горіння не дозволяє наблизитися до вогневого фронту, щоб подолати невизначеність.

Наразі особам, що приймають рішення, для ситуаційної обізнаності при плануванні операцій реагування мають розуміти розвиток процесу, оцінювати напрямки та швидкість поширення лісових пожеж. Це не потребує занадто детальної інформації, але потребує своєчасності отримуваної інформації про висоту, ширину, силу, напрямки та швидкість руху вогневого фронту, що спонукає до об'ємного дистанційного зондування.

Критичним фактором є час: моніторинг лісових пожеж має здійснюватися в реальному часі. Однак, збільшення кількості ракурсів та складності дистанційного зондування суттєво підвищує обсяг геопросторових даних. Розвиток технологій сенсорів дає значне підвищення якості та просторової роздільності даних, але в рази збільшує обсяг даних. Із збільшенням обсягів оброблюваних геопросторових даних виникає нагальна потреба у створенні достатньо швидких для роботи в реальному часі, але при тому достатньо точних для відстеження параметрів вогневого фронту методів обробки даних дистанційного зондування, що є критичною проблемою для забезпечення ситуаційної обізнаності та швидкого прийняття рішень.

Наукові роботи вітчизняних та закордонних дослідників, зокрема наукових шкіл Гнатушенка В.В., Куссуль Н.М., Шерстюка В.Г., Кузика А.Д., Рака Т.Є., Жарікової М.В., Зібцева С.В., Борсука О.А., Барабаша О.В. присвячені переважно проблемам дистанційного зондування з супутників та обробки супутникових зображень, автоматизованого розпізнавання та класифікації об'єктів на супутникових зображеннях, методам виявлення лісових пожеж тощо.

Однак, проблеми об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування лісових пожеж з БПЛА не знайшли свого відображення у відомих роботах дослідників, а традиційні підходи не враховують його специфіку та вимоги, особливо у частині забезпечення продуктивності, достатньої для роботи в реальному часі, а отже, не є ефективними.

На підставі аналізу сучасного стану досліджень в галузі багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування групою БПЛА для моніторингу лісових пожеж дає підстави для висновку про актуальність вирішення науково-прикладної задачі створення теоретичного підґрунтя для обробки даних в режимі реального часу з урахуванням впливу факторів невизначеності під час об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі групою БПЛА, для чого доцільно розробити відповідні моделі, методи та алгоритми, придатні для роботи в режимі реального часу.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Обраний напрямок досліджень пов'язаний із виконанням автором науково-дослідної роботи «Відтворення об'ємних просторових моделей швидкоплинних руйнівних процесів за допомогою дистанційного зондування групою безпілотних апаратів» (ДР №0121U111369) відповідно до плану наукових досліджень кафедри програмних засобів і технологій Херсонського національного технічного університету.

Мета і задачі дослідження. Метою дослідження є підвищення ефективності інформаційної підтримки осіб, що приймають рішення в тактичній системі моніторингу лісових пожеж за рахунок прискорення обробки даних дистанційного зондування та, відповідно, пришвидшення побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту, який є детермінантом процесу лісової пожежі, що забезпечує підвищення якості об'ємної візуалізації вогневого фронту пожежі та динаміки його руху внаслідок зменшення впливу спотворень, перешкод і шумів, а також

своєчасність прийняття рішень за рахунок здатності запропонованих моделей, методів і алгоритмів працювати в режимі реального часу.

Для досягнення поставленої мети дослідження необхідно вирішити наступні задачі:

1. Дослідити сучасний стан та провести аналіз особливостей обробки даних та умов невизначеності в процесі об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування лісових пожеж.

2. Розробити ефективні методи обробки даних дистанційного зондування, отримуваних від бортових сенсорів БПЛА: електрооптичних та інфрачервоних камер і сенсорів, що дозволить зменшити обсяг оброблюваної інформації, за рахунок чого збільшить швидкість обробки даних.

3. Розробити метод інтеграції просторових даних, отримуваних від групи БПЛА з різних ракурсів в процесі багаторакурсного дистанційного зондування з врахуванням впливу факторів невизначеності, що дозволить підвищити достовірність та інформативність даних.

4. Вдосконалити модель згорткової нейронної мережі для забезпечення продуктивності, достатньої для обробки даних дистанційного зондування в реальному часі.

5. Інтегрувати розроблені моделі і методи обробки даних в інформаційну технологію побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту в тактичній системі моніторингу лісових пожеж та оцінити їх вплив на точність і своєчасність отримання ситуаційної інформації особами, що приймають рішення.

Об'єкт дослідження – процес дистанційного зондування вогневого фронту лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів під час моніторингу швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі.

Предмет дослідження – моделі, методи і алгоритми обробки інформації під час багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів з урахуванням неповноти і неточності спостережень, спотворень, перешкод і шумів.

Методи дослідження. Теоретичну та методологічну основу роботи складають методи цифрової обробки зображень та комп'ютерного зору, методи машинного навчання, моделі згорткових нейронних мереж, математичний апарат сірих чисел, м'яких, наближених та нечітких множин.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що:

Вперше:

- запропоновано новий комплексний підхід до багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів, що полягає у спільному використанні оптичних, інфрачервоних камер і атмосферних лідарів, що дозволяє завдяки обробці зображень від камер ідентифікувати просторове положення та рух вогневого фронту, який відображає динаміку процесу, а завдяки скануванню простору лідаром отримувати тривимірне положення хмари диму;

- розроблено інтегративний метод обробки інформації від бортових сенсорів безпілотних літальних апаратів, заснований на використанні багатоканальної системи обробки даних, що містить інфрачервоний, два основних і два додаткові оптичні канали, канал обробки даних лідара, та заснований на чотирьох-етапному алгоритмі обробки зображень у інфрачервоному каналі, шести-етапному алгоритмі обробки зображень у оптичних каналах та дев'яти етапному алгоритмі обробки даних у каналі лідара, що дозволяє за результатами поєднання даних у всіх каналах обробки визначити тривимірний вектор спостереження та обчислити масив векторів впевненості, за допомогою яких визначається нечіткий стан вокселів просторової моделі лісової пожежі.

Удосконалено:

- розбиття м'яких нечітких множин вокселів на компоненти за рахунок використання наближених множин, що дозволило подати стабільне ядро фронту вогню у вигляді переконливого компоненту, змінну фронту вогню, викликану невизначеністю спостережень – у вигляді невизначеного компоненту, простір, не задіяний у розвитку процесу – у вигляді негативного

компоненту, і неповноту спостережень – за допомогою підозрілого компоненту;

- метод обчислення тривимірного вектору спостереження, поданого масивом векторів впевненості, та метод обчислення множини можливих станів вокселів за рахунок використання ступенів впевненості при їх класифікації, з використанням згорткової нейронної мережі, що дало можливість скоротити час визначення сірого нечіткого стану вокселів та ефективно поєднувати спостереження від різних спостерігачів, послідовно їх уточнюючи;

- модель розпізнавання осередків лісових пожеж під час дистанційного зондування з БПЛА YOLOv8, що забезпечує достатній рівень точності виявлення ознак лісових пожеж, зберігаючи при цьому баланс між обчислювальною складністю і ефективністю, гарантуючи спроможність працювати в режимі реального часу за рахунок застосування:

- на магістральному рівні модуля GhostNetv2 з модулем уваги DFC замість операції згортки Conv, що дозволило зменшити кількість параметрів моделі, зберігаючи її продуктивність;

- на магістральному рівні механізму звернення уваги MHSA в операціях C2f, що покращує здатність отримувати ознаки осередків горіння, а отже, підвищує точність виявлення невеликих за розміром осередків на різних цільових масштабах зображень за рахунок більш глибокого дослідження різних репрезентативних підпросторів та врахування більш детальної контекстної інформації;

- на проміжному рівні механізму самоуваги SegNeXt в операціях C2f, що дозволяє підвищити точність виявлення ознак лісових пожеж у складних умовах за рахунок акценту уваги на цільові об'єкти на складному фоні та пригнічення шумів.

Отримала подальший розвиток:

- тривимірна модель динаміки лісової пожежі, де вогневий фронт та хмару диму подано м'якими множинами нечітких оцінок впевненості щодо вокселів, які відносяться до певного стану на момент вимірювання, результати

якого подано сірими числами, що дозволяє визначити переконливі, невизначені, позитивні та негативні компоненти вогневого фронту та врахувати вплив вітру, диму, вогню, турбулентності та вібрації, а також перешкоди, викривлення та спотворення зображень, забезпечуючи при цьому достатню точність визначення вогневого фронту та зберігаючи продуктивність, прийнятну для роботи системи моніторингу лісових пожеж в реальному часі, що підвищує ситуаційну обізнаність про розвиток лісової пожежі, напрямки та швидкість її поширення при плануванні заходів реагування та протидії.

Практичне значення одержаних результатів визначається суттєвим підвищенням ефективності інформаційної підтримки осіб, що приймають рішення, в тактичній системі моніторингу лісових пожеж за рахунок використання розроблених моделей, методів і алгоритмів, які дозволяють вирішити задачу багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісових пожеж групою безпілотних літальних апаратів в реальному часі.

Запропоновані моделі, методи і алгоритми обробки даних дистанційного зондування, їх аналізу та класифікації з використанням методів машинного навчання дозволили створити інформаційну технологію побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту, який є детермінантом процесу лісової пожежі, що забезпечило підвищення якості об'ємної візуалізації вогневого фронту лісової пожежі та його динаміки внаслідок зменшення впливу спотворень, перешкод і шумів, а також своєчасність прийняття рішень за рахунок здатності запропонованих методів і алгоритмів працювати в режимі реального часу, що дозволило підвищити ефективність дій особи, що приймає рішення, дозволяючи їй зосередитися на стабільному ядрі процесу та зменшити вплив неточної та неповної інформації.

Впровадження отриманих результатів в тактичну систему моніторингу лісових пожеж для багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування групою БПЛА дає особі, яка приймає рішення, більш точне і надійне візуальне уявлення про просторове положення і рух вогневого фронту і хмари диму, а

отже, динаміку лісової пожежі, внаслідок чого підвищується вірогідність своєчасного прийняття рішення щодо реагування на лісову пожежу, що робить доцільним практичне використання результатів дисертаційного дослідження в тактичних системах моніторингу лісових пожеж.

Впровадження одержаних результатів. Практичне значення результатів підтверджується впровадженням результатів дисертаційної роботи у програмне забезпечення FIRESTOP, розроблюване софтверною компанією FireTech Solutions (лист-підтвердження від 14.01.2025 р.).

Розроблені моделі, методи та алгоритми можуть бути застосовані при створенні інформаційних технологій моніторингу швидкоплинних руйнівних процесів інших класів, наприклад, повеней та зсувів ґрунтів.

Результати досліджень впроваджено також в освітній процес та науково-дослідну діяльність кафедри програмних засобів і технологій Херсонського національного технічного університету (акт від 12.02.2025 р.)

Особистий внесок здобувача. Усі теоретичні та практичні результати, що складають наукову новизну дисертаційної роботи отримані особисто.

Результати дисертаційної роботи опубліковані у працях [1-8] (Додаток А). У наукових публікаціях, створених у співавторстві, здобувачу належить: вдосконалена модель згорткової нейронної мережі [1], динамічна просторова модель, заснована на ієрархічній структурі вокселів, метод інтеграції просторових даних, та комплексна модель невизначеності [2], інтегративні методи обробки даних дистанційного зондування, отримуваних від бортових електрооптичних та інфрачервоних камер і сенсорів БПЛА та концепція інформаційної технології побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту [3], метод обробки даних дистанційного зондування, отримуваних лідарів БПЛА [4], підхід до реалізації багаторакурсного дистанційного зондування лісових пожеж [5], метод оцінки точності і продуктивності згорткової нейронної мережі YOLOv8N [6], опис інформаційної технології моніторингу лісових пожеж на основі побудови

тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту лісової пожежі [7], метод і алгоритм обробки просторових даних від лідару [8].

Апробація результатів дисертації. Результати дисертаційної роботи доповідались і обговорювались на наукових семінарах кафедри програмних засобів і технологій Херсонського національного технічного університету, а також на VI-й Всеукраїнській науково-технічній конференції «Інформаційні технології та програмування» (м. Хмельницький, 2024), 5-й Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Молодь і наука» (м. Хмельницький, 2024), IV-й Міжнародній науковій конференції «Розвиток наук в умовах нової реальності: проблеми та перспективи» (м. Умань, 2025), VI-й Міжнародній науковій конференції «Наукові відкриття та фундаментальні наукові дослідження: світовий досвід» (м. Івано-Франківськ, 2025).

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи опубліковано у 8 наукових працях, з них 4 статті опубліковано у наукових виданнях, включених до переліку фахових видань України, 4 наукових праці опубліковано у збірниках наукових праць та матеріалах міжнародних та всеукраїнських наукових конференцій.

Структура і обсяг роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг дисертації становить 183 сторінки, містить 131 сторінку основної частини, включає 43 рисунка, 3 таблиці, 173 літературних джерела.

РОЗДІЛ 1.

ОГЛЯД СУЧАСНОГО СТАНУ ТА АНАЛІЗ ПРОБЛЕМ БАГАТОРАКУРСНОГО ОБ'ЄМНОГО МОНІТОРИНГУ ШВИДКОПЛИННИХ РУЙНІВНИХ ПРОЦЕСІВ

1.1. Швидкоплинні руйнівні процеси

Суттєве прискорення зміни клімату, зростання чисельності населення, посилення урбанізації, індустріалізація та багато інших негативних наслідків діяльності людини стали певним викликом для природи, і чим більш інтенсивними та деструктивними вони стають, тим більше людство стикається з природними швидкоплинними руйнівними процесами [1].

В останні десятиліття світ перевантажений стихійними лихами – масштабними повеннями, лісовими пожежами, раптовими зсувами та обвалами ґрунтів, землетрусами, штормами, ураганами, смерчами, цунамі, торнадо та іншими швидкоплинними природними явищами, що утворюють ланцюги небажаних подій і викликають катастрофи через вплив низки людських факторів, в т.ч. неухважності та недбалості [2]. Часто природні явища супроводжуються ще й техногенними катастрофами, що призводять до вибухів, пожеж, викидів небезпечних речовин та інших негативних наслідків.

У переважній більшості такі явища є випадковими і непередбачуваними процесами, які швидко розвиваються у просторі та часі та характеризуються слабкою спостережуваністю [3]. Вони належать до класу швидкоплинних просторово-розподілених процесів руйнівного характеру. Надалі називатимемо їх швидкоплинними руйнівними процесами (ШРП).

ШРП характеризуються:

1. раптовістю виникнення, бо починаються несподівано, часто без помітних попереджувальних ознак або з дуже коротким періодом підготовки;
2. високою інтенсивністю, оскільки відбуваються з великою силою та енергією, спричиняючи значні руйнування за дуже короткий час;
3. швидким розвитком, що призводить до значних і часто незворотних

змін у навколишньому середовищі за короткий проміжок часу;

4. масштабністю руйнувань, в тому числі значних змін рельєфу, знищення інфраструктури та екосистеми, загибелі флори та фауни, а також становити загрозу для життя людей.

5. непередбачуваністю, оскільки більш-менш точне прогнозування часу і місця їх виникнення, а також їх інтенсивності є практично неможливим;

6. катастрофічними наслідками, оскільки призводять до надзвичайних ситуацій та катастроф, що вимагає негайного реагування та ліквідації наслідків.

Існує дві основні проблеми – проблема виявлення ШРП та проблема реагування на них. Виявлення ШРП пов'язано з їх випадковістю і непередбачуваністю, і це є окремою проблемою, яка полягає у своєчасному виявленні певних ознак виникнення ШРП. У рамках цього дослідження проблема виявлення ШРП не розглядається.

Проблема реагування постає тоді, коли є достовірний факт виникнення ШРП та власне сам процес набув свого розвитку. Реагування на ШРП потребує адекватного розуміння їх характеристик та особливостей розвитку, що є важливою основою розробки заходів з прогнозування, запобігання та мінімізації їх негативних наслідків [4].

На жаль, через суттєву нестаціонарність та нелінійність ШРП не існує можливості побудувати їх повні, надійні та адекватні математичні моделі [5]. Оскільки моделі ШРП та методи їх прогнозування досі відсутні, людство у випадках їх виникнення реагує переважно вирішенням задач локалізації та ліквідації наслідків.

Значні масштаби, інтенсивність та швидкість розповсюдження ШРП ускладнюють умови вирішення цих задач, які на сьогоднішній день ґрунтуються переважно на візуальних спостереженнях, які є неповними і неточними, або спостереженнях зі супутників, які є недостатньо деталізованими та не є безперервними.

Тож з одного боку, реагування на ШРП має бути якнайшвидшим, а з

іншого боку, для цього особа, що приймає рішення (ОПР) потребує достатньої для прийняття рішення ситуаційної обізнаності, що створює проблему інформаційної підтримки ОПР для вирішенні задач реагування та протидії ШРП, яка в сучасних умовах є надзвичайно актуальною.

Проблема ситуаційної обізнаності може бути вирішена шляхом безперервного спостереження процесу (моніторингу) [6].

Однак, існує низка суттєвих проблем, які ускладнюють моніторинг ШРП:

1. раптовість і непередбачуваність ШРП та відсутність чітких попереджувальних ознак, що унеможливорює своєчасне розгортання систем моніторингу та попередження;

2. занадто швидкий розвиток подій, що може обмежити час для аналізу даних, оцінки подальшого розвитку та інформування ОПР, та, у випадку природних катастроф, також населення;

3. щільність мереж спостереження, побудованих на сенсорах, що є недостатньою як для своєчасного виявлення, так і для детального моніторингу ШРП, оскільки деякі з них можуть на початку мати обмежений просторовий масштаб, що ускладнює їх моніторинг існуючими технічними засобами;

4. існуючі сенсори та системи передачі даних мають обмеження у швидкості збору та обробки інформації, особливо під час інтенсивного розвитку подій, та у часі безперервного спостереження, що в першу чергу стосується засобів космічного та авіаційного базування, в т.ч. супутникових систем;

5. екстремальні умови, характерні для багатьох руйнівних процесів, що можуть пошкодити технічні засоби моніторингу, і це стосується в першу чергу засобів фото- та відео- спостереження;

6. утримання технічних засобів моніторингу ШРП в постійно розгорнутому стані вимагає значних фінансових інвестицій, як на їх розгортання, так і на підтримку. Особливо вартісним є утримання сучасних сенсорних мереж;

7. значні обсяги даних, що надходять від різних сенсорів у реальному часі, потребують потужних обчислювальних ресурсів та складних алгоритмів для їхньої швидкісної обробки, що також накладає свої обмеження щодо технічного і фінансового забезпечення;

8. ефективний моніторинг потребує об'єднання даних з різних джерел, що мають різні формати, точність та просторово-часові характеристики, які складно інтегруються та узгоджуються;

9. ефективність моніторингу не в останню чергу залежить від кваліфікації персоналу, який відповідає за обробку даних та прийняття рішень на основі отриманої первинної інформації, де помилки в інтерпретації даних або затримки в реагуванні можуть спричинити катастрофічні наслідки.

Подолання цих проблем вимагає комплексного підходу, що включає розробку інноваційних технологій моніторингу, застосування нових технічних засобів, вдосконалення методів обробки та аналізу даних, покращення ситуаційної обізнаності ОПР для реагування на надзвичайні ситуації.

В останні роки, крім нових викликів, з'явилися і нові можливості, пов'язані з розвитком сенсорів, наприклад, роздільної здатності та якості зображень відеокамер, інфрачервоних камер, лідарів тощо, а також їх носіїв, наприклад БПЛА [7], технологій дистанційного зондування, обробки зображень та комп'ютерного зору [8], машинного навчання [9] тощо.

Досягнутий рівень розвитку цих засобів і технологій дає можливість використовувати БПЛА для успішного вирішення задач спостереження в умовах, небезпечних для здоров'я і навіть життя спостерігача [10].

БПЛА можуть спостерігати за розвитком ШРП «зверху», що дозволяє максимально наблизитися до спостережуваних подій та утримуватись на безпечній відстані від них [11].

Можливість спостереження ШРП за допомогою БПЛА «зверху» та «збоку» дозволяє значно ширше охоплювати просторово-розподілені події, досягаючи принципово іншого рівня ситуаційної обізнаності ОПР щодо локалізації, реагування та ліквідації наслідків ШРП, на відміну від інших

засобів моніторингу.

Мабуть, найголовнішою перевагою БПЛА як носія сучасних сенсорів є їх мобільність. Систему моніторингу, побудовану на БПЛА, можливо дуже швидко розгорнути на тій ділянці простору, де вона необхідна «тут і зараз», що знімає низку вагомих технічних та фінансових обмежень, властивих для інших засобів моніторингу.

Застосування дешевого носія сенсорів разом із сучасними технологіями дистанційного зондування дозволяє вирішити і принципову нову задачу організації моніторингу ШРП одразу з декількох точок спостереження (багаторакурсного моніторингу), більше того, одночасно і синхронно застосовуючи групу БПЛА, за допомогою моніторингу можна отримати тривимірну (об'ємну) «картину» ШРП. Отже, застосування методів дистанційного зондування за допомогою групи БПЛА для здійснення багаторакурсного об'ємного моніторингу ШРП є перспективним напрямком досліджень.

1.2. Лісові пожежі як приклад швидкоплинних руйнівних процесів

Одними з найпоширеніших і водночас найбільш руйнівних природних катастроф є лісові пожежі (ЛП), що мають високу частоту виникнення та суттєво впливають на життя людей, соціально-економічний стан та природні екосистеми у глобальному масштабі [3].

ЛП з точки зору природи є складним фізико-хімічним процесом горіння органічних матеріалів, що охоплює лісову підстилку, трав'яний покрив, чагарники та крони дерев. З точки зору даного дослідження ЛП є одним із класів ШРП, тому, розглядаючи ЛП як процес, визначимо його окремі фази.

1. Займання.

Для початку ЛП необхідно, щоб в певній точці простору опинились одночасно:

- *паливо*: легкозаймисті матеріали, такі як суха трава, листя, хвоя, дрібні гілки;

- *кисень*, що зазвичай присутній в атмосфері;
- *джерело тепла* (блискавка, спека, посуха, підпал, недбале поводження з вогнем тощо), достатнє для нагрівання палива до температури займання.

На цій фазі вологість палива є критичним фактором – чим воно сухіше, тим легше відбувається його займання.

2. Горіння (поширення вогню).

Після займання починається процес поширення вогню, який залежить від впливу декількох факторів:

- типу палива, оскільки різні види рослинності мають різну швидкість горіння та виділення тепла; чим легше і сухіше паливо, тим швидше поширення вогню;

- кількості палива, бо чим більше накопичено сухого палива, тим більше запас енергії для поширення вогню, що збільшує його інтенсивність;

- щільності насаджень, наявності підліску та ярусності лісу, що впливає на спосіб поширення вогню;

- рельєфу місцевості, оскільки наявність схилів сприяє швидшому поширенню вогню вгору внаслідок конвекції гарячого повітря;

- погодних умов, а саме вітру, який визначає швидкість і напрямок поширення ЛП, забезпечує приплив кисню та переносе іскри й палаючі частки на нові ділянки; температури повітря, оскільки висока температура сприяє швидшому висушуванню палива та полегшує його займання; вологості повітря, оскільки низька вологість також сприяє висушуванню рослинності та збільшує ризик займання.

3. Згасання.

ЛП припиняється, якщо один або кілька необхідних для горіння елементів зникають: або все доступне паливо у зоні горіння вичерпується, або припиняється доступ кисню (вогонь засипають землею або піском), або температура знижується нижче температури займання (охолодження водою або хімічними вогнегасними речовинами, дощ).

У ЛП можуть одночасно відбуватися різні види горіння:

- тління, або безполуменеве горіння органічних речовин при недостатньому доступі кисню, наприклад, у шарі лісової підстилки;
- низове горіння, тобто поширення вогню по поверхні землі з охопленням трав'яного покриву, листя, гілок, пеньків, яке може бути слабким або сильним в залежності від кількості та вологості палива;
- верхове горіння, або поширення вогню кронами дерев за допомогою вітру та висхідних потоків гарячого повітря, що є найбільш інтенсивним та небезпечним видом горіння;
- підземне горіння (торфу в ґрунті), що характеризується повільним поширенням, високою температурою та сильним задимленням, тому може тривати дуже довго і важко піддається гасінню.

Горіння розпочинається від осередку займання і розповсюджується за напрямом вітру (рис. 1.1).

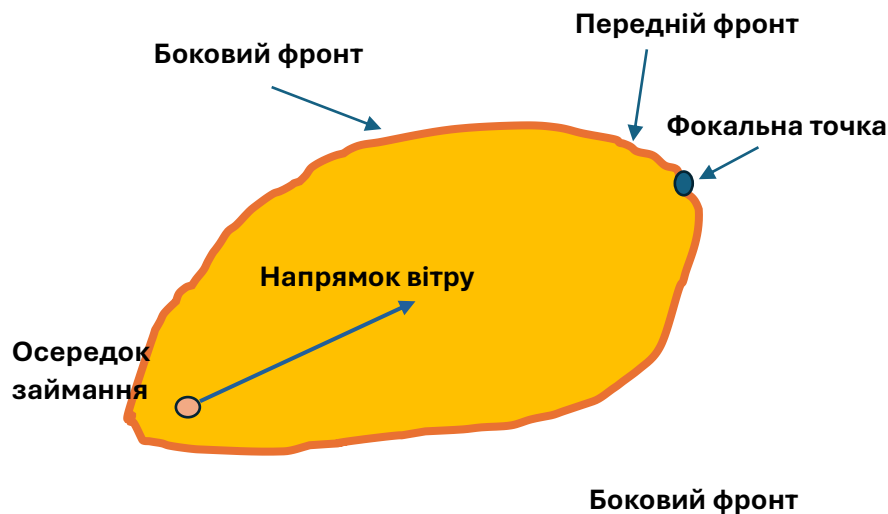


Рис. 1.1. Спрощена схема розповсюдження лісової пожежі

ЛП формує вогневий фронт (ВФ), який рухається переважно вперед за вітром, а також в різні боки, формуючи передній та бокові сегменти ВФ. Фокальна точка знаходиться на вістрі переднього фронту і визначає переважний напрямок його руху. Хмара диму (ХД) покриває зону ЛП і піднімається стовпом догори, також рухаючись в сторону вітра.

Реальна картина розповсюдження ЛП є значно складнішою, в загальному випадку осередків займання може бути декілька, ВФ через особливості рельєфу може формуватися із багатьох сегментів і не завжди є неперервним, а фокальних точок може бути більше одної.

Отже, ЛП є динамічним процесом, який постійно змінюється під впливом навколишнього середовища та наявних ресурсів, а її інтенсивність, швидкість поширення та наслідки можуть варіюватися залежно від впливу вищезазначених факторів.

Небезпечність ЛП пояснюється високою температурою горіння (до 800–1200°C в залежності від виду палива), швидкістю поширення та інтенсивністю (може досягати 90 м/хв. в залежності від вітру, вологості, рельєфу), високою теплотворною здатністю (більше 3500 кВт/год.), а також виділенням значної кількості чадного газу, CO₂, сажі.

Розуміння ЛП як складного процесу є ключовим для розробки ефективних стратегій запобігання, виявлення та гасіння, тому проаналізуємо сучасний стан досліджень проблеми лісових пожеж, в тому числі питання їх математичного та комп'ютерного (симуляційного) моделювання.

1.3. Огляд сучасного стану досліджень проблеми лісових пожеж

ЛП як об'єкт наукового дослідження має міждисциплінарний характер, дотичний до екології, метеорології і кліматології, географії (ГІС), інженерії та технологій (в т.ч. розробка систем виявлення, моніторингу, засобів гасіння).

До найбільш поширених методів дослідження ЛП відносять:

- польові дослідження;
- статистичний аналіз (частотність, масштаби, сезонність);
- математичне та імітаційне моделювання (симуляція поширення вогню, оцінка ризиків);
- дистанційне зондування (моніторинг, картографування).

1.3.1. Статистичні та польові дослідження лісових пожеж

Проблематика ЛП досліджувалась Ю. Абрамовим, О. Тарасенком, В. Нестеровим, М. Курбатським, В. Коморовським, Г. Доррером, А. Грішиним, С. Зібцевим та їх послідовниками. В їх дослідженнях [12-22] увага приділялась переважно умовам і параметрам займання, горіння палива, процесам поширення полум'я, впливам різного роду природних та антропогенних чинників, зокрема рельєфу місцевості, кліматичних умов тощо.

Ці дослідження виконувались статистичними та польовими методами; авторами отримано цікаві результати. Наприклад, отримано статистично значущу інформацію, що найчастіше ЛП виникають в другій половині дня, коли повітря добре прогрілось і його вологість мінімальна, а 70% ЛП виникають між 12 і 17 годинами. У другій половині дня ЛП поширюються у кілька разів швидше, ніж вночі або вранці, коли знижується температура повітря, підвищується його вологість, випадає роса, а вночі ЛП практично не виникають. За відносної вологості повітря понад 60%, імовірність виникнення ЛП є дуже низькою, у межах 40-60% – можлива слабка рухлива пожежа; у межах 30-40% – ймовірність виникнення ЛП стає дуже високою, а при вологості менше 25% низові ЛП легко переходять у верхові.

Причини виникнення ЛП прийнято розглядати як природні та антропогенні, до останніх часто відносять і виробничі (лісотехнічні) причини. Їх досліджували вчені в галузі лісової пірології, такі як Ф. Гербут, В. Свириденко, Ю. Грицюк, А. Кузик, Г. Доррер, В. Таранчук, М. Finney [23-29]. Невисокий рівень опадів та постійно зростаюча температура, характерні для нинішнього клімату України, сприяють підвищенню ймовірності загоряння та є каталізаторами швидкості розповсюдження пожежі [24].

Методи боротьби з лісовими пожежами досліджували науковці О. Смотр, Г. Рева, С. Азаров, С. Зібцев, В. Товарянський, М. Flannigan, J. Goldammer, M. Scholze [31-38] та інші.

Наразі вчені дійшли висновку про існування п'яти груп факторів впливу на виникнення і розвиток пожеж, а саме:

1. Географічні фактори, що пов'язані з певними чітко окресленими зонами клімату та лісової рослинності.
2. Кліматичні фактори, що виражені спалахами ЛП в певних періодично повторюваних кліматичних умовах (спека, засухи).
3. Сезонні фактори, що проявляються в періодичному (як правило, щорічному) повторі умов займання та в одноманітній зміні характеру пожеж за цими періодами, характерному для певної місцевості.
4. Періодичні (синоптичні) фактори, що пов'язані з природними періодами зростання або спадання умов, що сприяють виникненню ЛП, внаслідок змін погоди.
5. Добові фактори, що пов'язані зі зміною метеорологічної обстановки упродовж доби, що впливають на виникнення ЛП саме в певний час доби.

1.3.2. Математичне моделювання лісових пожеж

Математичне моделювання ЛП є суттєво ускладненим через нестаціонарність і нелінійність процесу ЛП. Існує низка аналітичних моделей, які використовуються для моделювання поширення ЛП, інтенсивності, впливу на навколишнє середовище та ефективність гасіння.

Емпіричні моделі базуються на статистичному аналізі історичних даних про ЛП та пов'язаних з ними факторів та встановлюють емпіричні залежності між вхідними параметрами (наприклад, швидкість вітру, вологість палива) та вихідними характеристиками ЛП (наприклад, швидкість поширення, висота полум'я). Однак, при своїй відносній простоті та невеликих обчислювальних витратах, ці моделі не враховують складні фізичні процеси горіння, а винайдені залежності є дуже специфічними для конкретних регіонів, типів лісів, рельєфу та кліматичних умов. Найвідомішою з емпіричних моделей є модель Роттермела (Rothermel's Surface Fire Spread Model), що прогнозує швидкість поширення низової пожежі на основі характеристик палива та погодних умов [39].

Фізико-статистичні моделі поєднують емпіричні залежності з деякими базовими фізичними принципами теплопередачі та горіння, використовуючи спрощені фізичні рівняння, параметри яких визначаються на основі експериментальних даних або емпіричних кореляцій. Вони більш універсальні у порівнянні з емпіричними моделями, краще враховують фізичні процеси, але суттєво залежать від емпіричних даних та мають обмежену точність. Прикладом є моделі BEHAVE [40] та FARSITE [41], які використовують модель Роттермела як основу, але додають можливість моделювання поширення пожежі в часі та просторі з урахуванням рельєфу та змін вітру.

Фізичні (процесно-орієнтовані) моделі базуються на фундаментальних законах фізики та хімії, що описують процеси горіння, теплопередачі (кондукція, конвекція, випромінювання), гідродинаміки газів та піролізу пального матеріалу, для чого потрібно розв'язувати складні системи диференціальних рівнянь в частинних похідних, що описують збереження маси, імпульсу, енергії та хімічних видів. Ці моделі мають найвищу потенційну точність та універсальність при моделюванні широкого спектра умов та сценаріїв, включаючи складні взаємодії між пожежею та атмосферою, але їх складність, значні обчислювальні витрати, потреба у детальних вхідних даних про властивості палива та умови навколишнього середовища суттєво обмежують можливість їх використання. Прикладом є моделі WFDS [42], FIRETEC [43], ForeFire [44], засновані на методах обчислювальної гідродинаміки для турбулентних потоків повітря та процесів горіння.

Через проблеми збору первинної інформації, нестачу статистичних прикладів та обмеженість в часі, що суперечить потребі в значних обчислювальних ресурсах, моделей ЛП мають обмежене застосування. В першу чергу, їх використовують на симуляторах для оцінки ефективності різних протипожежних заходів, для навчання пожежних та інших фахівців з управління ЛП, прогнозування потенційної площі ураження та швидкості розповсюдження вогню в залежності від погодних умов та характеристик лісу,

для визначення рівня пожежної небезпеки на певній території та оцінки впливу пожеж на екосистеми, атмосферу, економіку та інфраструктуру.

Валідація та верифікація моделей ЛП є дуже проблемною. Крім того, об'єднати ці моделі з даними дистанційного зондування (ДЗ) та інших джерел, тим паче в реальному часі, практично неможливо, а отже, забезпечити оперативне планування та підтримку прийняття рішень ОПР під час ЛП вони непридатні.

1.3.3. Комп'ютерне моделювання лісових пожеж

Імітаційні моделі ЛП є потужним інструментом для дослідження їх динаміки, прогнозування поведінки в різних умовах, оцінки ефективності стратегій гасіння та навчання фахівців. Вони відрізняються від аналітичних моделей тим, що відтворюють процес поширення пожежі в часі та просторі, імітуючи взаємодію різних факторів.

До основних імітаційних (симуляційних) моделей ЛП відносять:

Моделі, засновані на клітинних автоматах розбивають простір моделювання на дискретні клітинки, кожна з яких може перебувати в одному з кількох станів (наприклад, негорючий, горючий, палаючий, згорілий). Стан кожної клітинки на наступному часовому кроці визначається її поточним станом та станом сусідніх клітинок за певними правилами переходу станів, які зазвичай базуються на емпіричних залежностях або спрощених фізичних принципах (наприклад, ймовірність займання сусідньої клітинки залежить від наявності палаючої клітинки поруч, типу пального матеріалу та вітру).

До переваг відносять простоту розробки та обчислювальну ефективність, можливість моделювання поширення пожежі на великих територіях; недоліком є спрощене представлення фізичних процесів та складність точного калібрування правил для різних типів лісів та умов.

Прикладом є модель FARSITE [41], яка частково використовує підхід клітинних автоматів для моделювання поширення вогню.

Моделі на основі агентів подають окремі елементи моделі (наприклад, окремі дерева, групи рослинності, елементи полум'я) як «агенти», кожен з яких має певні властивості та правила поведінки. Поширення пожежі є результатом взаємодії цих агентів між собою та з навколишнім середовищем. Агенти можуть приймати рішення на основі заданих правил або адаптивно реагувати на зміни в модельному середовищі.

Перевагою цього класу моделей є можливість відображення складних взаємодій та неоднорідностей, краще врахування поведінки окремих елементів екосистеми під час пожежі; недоліком є значна обчислювальна складність та проблеми визначення правил поведінки для великої кількості агентів.

Моделі на основі рівнянь в частинних похідних представляють поширення пожежі як неперервний процес, що описується системою диференціальних рівнянь, які відображають закони збереження маси, енергії та імпульсу. Розв'язування цих рівнянь на дискретизованій просторово-часовій сітці дозволяє отримати розподіл температури, концентрації продуктів горіння та швидкості поширення фронту полум'я.

Перевагою є більш детальне фізичне подання процесів горіння та теплопередачі порівняно з дискретними моделями, недоліком є висока обчислювальна складність, особливо для моделювання пожеж на великих територіях зі складною геометрією та мінливими умовами.

Прикладами є моделі WFDS [42] та FIRETEC [43], що розв'язують рівняння для моделювання турбулентного горіння.

Гібридні моделі комбінують різні підходи для використання переваг кожного з них. Наприклад, для моделювання поширення фронту пожежі може використовуватися клітинний автомат або модель на основі рівнянь рівня, а для моделювання впливу вітру та рельєфу – окремі фізичні модулі.

Перевагою є можливість досягнення кращого балансу між точністю та обчислювальною ефективністю, недоліком – складність розробки.

Так працюють деякі вдосконалені версії FARSITE.

1.3.4. Дослідження проблеми раннього виявлення осередків горіння

Методи та системи виявлення осередків ЛП досліджували В. Яцків, А. Кузик, В. Попович, В. Товарянський, Р. Покровський, В. Комяк, Т. Рак, В. Гнатушенко, О. Гусак, Я. Виклюк, Е. Chuviesco, Y. Chen, J. Li, G. Peng, G. Hufford, Н. Kelley, R. Moore, J. Cotterman, A. Lavrov, J. Melendez, K. Zhao та інші. Ці дослідження виконувались переважно статистичними або симуляційними методами.

ЛП, особливо верхові, дуже швидко поширюються в умовах високого вмісту кисню і при наявності сильних повітряних потоків [45]. Отже, проблеми своєчасного виявлення осередків загоряння, локалізації, реагування та ліквідації наслідків ЛП є надзвичайно актуальними.

Авторами запропоновано різноманітні методи виявлення, які з розвитком технологій постійно вдосконалюються.

Найбільш поширеними є традиційні методи візуального спостереження [46], до яких відносять наземне патрулювання лісовою охороною; спостережні вежі, розташовані на височинах, з постійним чергуванням спостерігачів, які візуально виявляють задимлення або вогонь. Хоча цей метод забезпечує можливість безперервного моніторингу ситуації, але спостереження є неповними і неточними, а сам метод – малоефективним та занадто небезпечним [3].

Авіаційне патрулювання, а саме регулярні обльоти лісів літаками або гелікоптерами, дозволяє швидко виявляти осередки займання ЛП з повітря та оцінювати їхні масштаби, цей метод є ефективним для огляду великих територій, вкритих лісами, але результат залежить від умов видимості та людського фактору [47]. Авіаційне патрулювання вимагає вирішення проблеми базування носіїв та є занадто коштовним для його практичного використання на більшості лісистих територій планети з погляду на вартість пального та літако-години.

Більш технологічними є сучасні системи, засновані на використанні супутникових технологій, наприклад, використанні даних ДЗ з супутників для

виявлення термальних аномалій (гарячих точок), які можуть свідчити про виникнення ЛП, або використання мультиспектральної чи гіперспектральної зйомки поверхні Землі. Сучасні супутники можуть забезпечити певну періодичність зйомки та охоплення великих територій, а інфрачервоні знімки дозволяють виявляти невеликі осередки ЛП крізь дим. Супутникові системи, такі як Himawari-9 [48] і MODIS [49], що забезпечують безперервний моніторинг ЛП на значних територіях, все ж мають обмежену просторову роздільну здатність, що ускладнює спостереження, ідентифікацію та моніторинг осередків горіння, особливо малого масштабу. Супутникові технології потребують значних фінансових ресурсів не тільки на технічне забезпечення, а й на супровід та обробку даних. Крім того, у загальному випадку супутник (якщо він не є геостаціонарним) не забезпечує безперервність спостереження за конкретними ділянками лісу.

Іншим технологічним засобом є автоматизована система відеоспостереження, заснована на встановленні в лісі мережі камер спостереження, оснащених програмним забезпеченням для автоматичного виявлення диму та полум'я [50]. Ці системи можуть працювати цілодобово та передавати сигнали тривоги в режимі реального часу, але по-перше, вартість побудови такої системи є у більшості випадків недосяжною, а по-друге, при виникненні реальної ЛП технічні засоби в зоні її розповсюдження будуть втрачені, тобто їх можна використати одноразово лише для виявлення ЛП.

Іншим варіантом є сенсорні мережі, які охоплюють певні території впорядкованою сукупністю сенсорів [51]. Однак, вищеназвані системи мають недоліки, які негативно впливають на їх практичне застосування. По-перше, вони є стаціонарними. Отже, немає можливості у разі потреби розгорнути сенсорну мережу або систему відеоспостереження на іншій ділянці лісу. Вартість їх є значною, тобто, якщо ми розгорнули мережу на певній ділянці, а на цій ділянці упродовж значного часу не виникла ЛП, гроші витрачені впусту, а десь на іншій ділянці, де не вистачило грошей розгорнути таку систему, ліс вигорів.

До речі, це стосується і супутникових систем, їх теж не можна просто переналаштувати на зондування іншої ділянки, якщо вона не лежить на шляху обертання супутника.

Найбільш перспективним сучасним рішенням є використання БПЛА, оснащених відеокамерами, тепловізорами та іншими сенсорами, які можуть оперативно обстежувати важкодоступні території та виявляти ЛП на ранніх стадіях, при цьому тепловізійні камери дозволяють виявити приховані осередки горіння за димом або вночі [52].

Визнано, що найбільш ефективними є комбіновані системи виявлення, які поєднують різні методи та технології для забезпечення надійного та оперативного моніторингу ЛП [53]. В комбінованих системах застосовують метеорологічні сенсори, що контролюють температуру повітря, вологість, швидкість та напрямок вітру, опади, а для інтеграції даних з різних джерел, візуалізації пожежної обстановки та планування дій з гасіння використовують геоінформаційні системи (ГІС).

БПЛА дозволяють, спостерігаючи за розвитком ЛП «зверху» та «збоку», максимально наближатися до ВФ, та в той же час утримуватись на безпечній відстані від нього [54], що, в свою чергу надає можливість успішного спостереження в умовах, небезпечних для здоров'я і навіть життя спостерігача. Отже, використання БПЛА для ДЗ ЛП забезпечує отримання високоякісних знімків із більшою просторовою деталізацією, а також дає змогу ефективно функціонувати в складних ландшафтах.

Проблеми сучасного стану та розвитку методів ДЗ, що забезпечують можливість оцінки стану лісових масивів, висвітлено у наукових працях А. Козуба, В. Михалевича, В. Гнатушенка, М. Слободяника, В. Чернявського. Сьогодні, на жаль, навіть із застосуванням найсучасніших технологій ДЗ з БПЛА залишається необхідною участь оператора для підтвердження результатів ідентифікації [55], що зумовлює потребу у використанні методів обробки зображень та комп'ютерного зору, інтегрованих з системами ДЗ, що

може забезпечити більш точне та ефективне виявлення осередків займання у реальному часі, а отже, є перспективним напрямком досліджень.

Однак, у більшості дослідження науковців присвячені проблемі своєчасного виявлення осередків займання, і це зрозуміло, оскільки чим скоріше БПЛА виявить осередок займання, тим швидше можна вжити заходів реагування, і в ідеальному випадку можливо не допустити розгортання масштабної ЛП. В той же час проблема моніторингу ЛП, які вже розвиваються, за допомогою БПЛА практично не висвітлено.

Отже, актуальним зі перспективним залишається дослідження питань побудови систем тактичного моніторингу ЛП, заснованих на ДЗ з БПЛА.

1.4. Огляд систем моніторингу лісових пожеж

На сьогоднішній день відомі системи оцінки пожежної небезпеки, комерційні та дослідницькі системи моніторингу ЛП.

1.4.1. Комерційні системи моніторингу лісових пожеж

Відомими зарубіжними системами оцінки пожежної небезпеки є канадська система CFFDRS [56] і національна система США NFDRS [57]. Ці системи дають можливість, ґрунтуючись на статистичній інформації та метеорологічних прогнозах, оцінювати ризик виникнення ЛП на певній ділянці території (відповідно – на території Канади та США).

Наразі ці системи розрізняють понад 17 постійних (вид, кількість, вік, розміри, розміщення палива тощо) та мінливих (вологість палива, відносну вологість та температуру повітря, швидкість вітру тощо) параметрів, які тісно пов'язані з пожежною небезпекою.

В Україні також впроваджуються сучасні системи виявлення ЛП, зокрема, супутникова система раннього виявлення ДКАУ [58], яка використовує дані американських космічних апаратів для виявлення термальних аномалій. Космічні апарати Suomi NPP та JPSS-1 фотографують

територію України 14 разів на добу, і як тільки виявляють так звану «теплову аномалію», спрацьовує алгоритм раннього сповіщення.

Комерційні системи для моніторингу ЛП відіграють важливу роль у виявленні осередків ЛП та зменшенні відповідних ризиків [59]. Ці системи використовують сучасні технології, такі як відеоспостереження, аналітичне програмне забезпечення та дані з супутників, для своєчасного виявлення загроз. Було розглянуто кілька провідних комерційних рішень у цій сфері [60]:

1. AmpliCam Wildfire Guardian – інтегроване рішення від канадської компанії [61], що поєднує в собі систему відеоспостереження, аналітичне програмне забезпечення та ГІС; використовує алгоритми машинного навчання для виявлення диму та вогню на відеозаписах.

2. SmokeD – система раннього виявлення диму від польської компанії [62], що пропонує послуги з моніторингу ЛП та використовує мережу камер для відстеження змін у видимості та виявлення диму.

3. EOSDA – програмне забезпечення для моніторингу ЛП на основі даних NASA FIRMS від глобального провайдера супутникової аналітики EOS Analytics [63]. Ця онлайн платформа дозволяє відстежувати ЛП в режимі реального часу та аналізувати їх динаміку.

В умовах зміни клімату та зростання частоти пожеж, такі рішення завдяки тісній інтеграції відеоспостереження, аналітики та супутникових даних стають актуальними; вони здатні значно зменшити ризики, пов'язані з ЛП [64]. Однак, головне їх призначення все ж полягає у ранньому виявленні осередків ЛП.

1.4.2. Відкриті системи моніторингу лісових пожеж

Відкриті системи для моніторингу та виявлення ЛП носять більше дослідницький характер, вони надають доступ до інструментів і даних [65], які можуть бути використані для аналізу ризиків і реагування на надзвичайні ситуації. Вони зазвичай є безкоштовними або мають відкритий доступ до коду,

що робить їх доступними для широкого кола користувачів, але і обмежує можливості цих систем.

Прикладом є Google Earth Engine – хмарна платформа, яка надає доступ до великих обсягів геопросторових даних, ГІС та інструментів для їх обробки [66]. Ця платформа забезпечує доступ до великих обсягів геопросторових даних та методів їх аналізу безвідносно конкретної сфери застосування. Платформа дозволяє використовувати сучасні інструменти аналізу геопросторових даних для розробки певних користувацьких рішень для аналізу ризиків і реагування на ЛП, застосовуючи власні алгоритми для їх виявлення та покладаючись в першу чергу на інформацію, доступну з супутників.

1.4.3. Дослідницькі системи моніторингу лісових пожеж

Дослідницькі системи моніторингу ЛП є важливим інструментом для дослідження процесів їх виникнення, поширення та впливу. Сучасні дослідницькі системи направлені на вдосконалення сенсорних технологій, в тому числі розробку більш чутливих, селективних та стійких до екстремальних умов сенсорів диму, вуглекислих газів, температури, полум'я, хімічних та гіперспектральних сенсорів, мультисенсорних платформ і мережевих рішень, інтеграцію сенсорів на певній платформі (БПЛА, наземні станції тощо), вдосконалення технологій супутникового моніторингу, розвиток методів обробки та аналізу великих геопросторових даних.

До таких систем можна віднести:

1. NASA's Fire Information for Resource Management System (FIRMS) – глобальну систему моніторингу ЛП на основі супутникових даних MODIS та VIIRS.

2. European Forest Fire Information System (EFFIS) – систему моніторингу лісових пожеж в Європі, що об'єднує дані з різних джерел.

Дослідницькі системи моніторингу ЛП відіграють ключову роль у покращенні нашого розуміння цього складного явища та розробці більш ефективних методів запобігання, виявлення та протидії ЛП.

Основна мета таких систем – не лише оперативне виявлення, але й отримання детальної інформації про характеристики пожеж та їхню динаміку для наукових цілей.

1.4.4. Порівняння функціональності та особливостей існуючих систем моніторингу лісових пожеж

Системи моніторингу ЛП, розглянуті в попередніх розділах, такі як SmokeD, AmpliCam Wildfire Guardian, EOSDA та Google Earth Engine, демонструють різноманітність у функціональності та характеристиках.

Комерційні рішення, такі як SmokeD, AmpliCam Wildfire Guardian та EOSDA, пропонують спеціалізовані функції для професійного використання в першу чергу для раннього виявлення осередків ЛП.

Відкриті рішення, такі як Google Earth Engine забезпечують відкритий доступ до потужних інструментів аналізу великих геопросторових даних, що робить їх ідеальними платформами для дослідницьких цілей. Вони містять великий набір засобів та інструментів аналізу супутникових даних, але не призначені саме для роботи у сфері боротьби з ЛП, і вимагають реалізації власних алгоритмів виявлення ЛП.

Дослідницькі системи є переважно науковими проєктами і мають за мету дослідження багатьох питань, які хоча і є пов'язаними з питаннями боротьби з ЛП, але не мають стосунку до проблеми моніторингу ЛП.

До цього класу систем відноситься також прототип дослідницької тактичної системи моніторингу ЛП ZS, представлений в [11, 67-69], що виконує функції моніторингу, аналізу, діагностики та прогнозування розвитку ЛП.

Порівняння існуючих систем для моніторингу ЛП представлено у табл.

1.1.

Отже, хоча розглянуті існуючі системи для моніторингу ЛП і демонструють високий рівень розвитку та різноманітність у функціональності, вони не призначені для вирішення задач моніторингу ЛП у ситуаціях, коли ЛП вже виникла і треба вживати заходів щодо її локалізації та придушення.

Вони або грають роль систем раннього попередження, або є дослідними платформами, в той час як для вирішення практичних задач відслідковування ЛП під час її розповсюдження релевантних рішень не існує.

Таблиця 1.1. Порівняння систем моніторингу лісових пожеж

Характеристика	SmokeD	AmpliCam Wildfire Guardian	EOSDA	Google Earth Engine	ZS
Тип даних	Відео з камер	Відео з камер	Супутникові зображення	Супутникові зображення	Зображення з БПЛА
Методи виявлення	Алгоритми аналізу відео	Алгоритми машинного навчання	Індекси згарищ	Алгоритми класифікації	Алгоритми машинного зору
Функціональність	Раннє виявлення диму, моніторинг активних пожеж	Виявлення диму та вогню, аналіз поширення пожеж	Моніторинг активних пожеж, аналіз динаміки пожеж	Аналіз великих обсягів даних, створення карт ризику	Моніторинг вогневого фронту пожежі
Доступність	Комерційна	Комерційна	Комерційна	Відкрита	Дослідницька

1.5. Аналіз актуальних проблем дистанційного зондування в системах моніторингу лісових пожеж

Основними ознаками ЛП під час ДЗ, за якими оцінюють її інтенсивність, є тепло, дим і полум'я, в тому числі з такими його проявами, як світло, мерехтіння, рух і відблиски [70].

Ці атрибути можна спостерігати за допомогою сенсорів.

Тепло надає корисну інформацію для виявлення ЛП та може використовуватися для оцінки її інтенсивності. Відомо, що повна енергія, випромінювана чорним тілом, швидко зростає з його температурою [71], що означає, що чим вище виміряна теплота, тим вище нагрів і тим сильніша

реакція горіння. Тепло зазвичай передається від вогню шляхом конвекції, провідності та випромінювання, але випромінюване тепло можна лише дистанційно спостерігати та вимірювати [7].

Полум'я випромінює власне світло, яке є видимим. Під час ЛП рослинність є фоном, тому світло, що випромінюється від полум'я, зазвичай має колір від червоного до жовтого [72]. Завдяки відомим кореляціям між кольором і температурою, при підвищенні останньої перша змінюється від темно-червоного до світло-жовтого і навіть до білого на розвинутій стадії пожежі. Зображення полум'я змінюється також як наслідок зміни вітру, виникнення оклюзії, зміни складу палива тощо. Зазвичай полум'я не тільки випромінює своє світло, але також має додаткові видимі властивості, такі як мерехтіння, рух і прозорість [7]. Таким чином, полум'я є важливою ознакою для розпізнавання.

Дим є найбільш надійною ознакою візуального виявлення ЛП [73] на початковій стадії; однак, під час оцінки інтенсивності пожежі, це скоріше оклюзія разом з іншими заважаючими погодними факторами, такими як дощ, імла, імла, туман, оскільки вони також можуть закривати видимість полум'я. Подібно до полум'я, дим є динамічним, він змінює форму та піднімається вгору. Дим зазвичай проявляється як низькі значення кольоровості на знятих зображеннях [74].

Ширококутова теплова ІЧ камера як сенсор може надати приблизні оцінки виділення енергії в реакції горіння. Оскільки реальні об'єкти не є ідеальними випромінювачами чорного тіла, а ІЧ-камера має лише обмежений динамічний діапазон, зображення, зроблені вдень, мають занадто низький контраст. Отже, на ІЧ-зображення може суттєво впливати відбите сонячне світло, насиченість, енергія, що випромінюється джерелами, які не є вогняними, та інші перешкоди. Тож відгук ширококутової теплової ІЧ-камери може бути неточним, невизначеним або неоднозначним. Виявлення тепла вночі має перевагу, оскільки контраст полум'я та фону збільшується, і існує менша ймовірність помилки, пов'язаної з різними видами перешкод,

такими як нагріте сонцем каміння та інші об'єкти. Головною перевагою є те, що ІЧ-камеру можна використовувати вночі та в умовах сильного задимлення, оскільки дим є прозорим на довжині хвилі теплового ІЧ-випромінювання.

Оптична камера має високу роздільну здатність і широке поле зору. Однак, вона погано підходить для роботи в умовах темряви та/або замаскованих ділянок за рахунок сильного задимлення та поганої погоди (дощ, імла, туман тощо). Алгоритми обробки зображень використовують кольорові зображення камери для розпізнавання полум'я головним чином на підставі властивостей кольору. Однак, фрагменти полум'я зазвичай відрізняються за висотою, розміром і яскравістю, тому алгоритми обробки зображень також можуть аналізувати мерехтіння інтенсивності пікселів, а також переривчасту природу областей полум'я на краях і їх нерегулярні коливання [70]. Дим можна ідентифікувати за низькими значеннями кольоровості, а також за зміщенням/дрейфом кордонів і варіаціями кольору та щільності [75].

У кожному процесі завжди є певна детермінанта. У процесі ЛП такою детермінантою, що відображає динаміку ЛП, є ВФ, який формується під впливом високотемпературної реакції горіння і переміщується, охоплюючи нові території, де ще є паливо для горіння, та залишаючи позад себе вигорілі ділянки, де вже не залишилося палива для реакції горіння [69].

Чим сильніший вогонь, тим вище і ширше ВФ.

Таким чином, моделлю процесу ЛП можна вважати тривимірний рух ВФ ЛП за даними спостережень її ознак в певних точках простору, а саме вогню, полум'я, диму, високої температури [68].

Наявність перших трьох ознак можна розпізнати за допомогою оптичних камер, а четвертого – за допомогою ІЧ камер. Для третьої ознаки підходить також атмосферний лідар.

У будь-якому випадку необхідно використовувати сучасні методи комп'ютерного зору та ДЗ для оцінки поверхні (контуру) ВФ ЛП, що фіксується сенсорами.

Отже, фактично, задача ДЗ є задачею сканування тривимірної поверхні

ВФ та ХД, визначених сенсорами (рис. 1.2).

ДЗ може бути зведено до вимірювання певних параметрів або ідентифікації певних ознак у певних точках простору спостереження (ПС) за допомогою лідарів, оптичних та ІЧ камер, що вимагає подальшої обробки отриманих даних і класифікації спостережуваних фрагментів простору, для чого застосовують методи комп'ютерного зору.

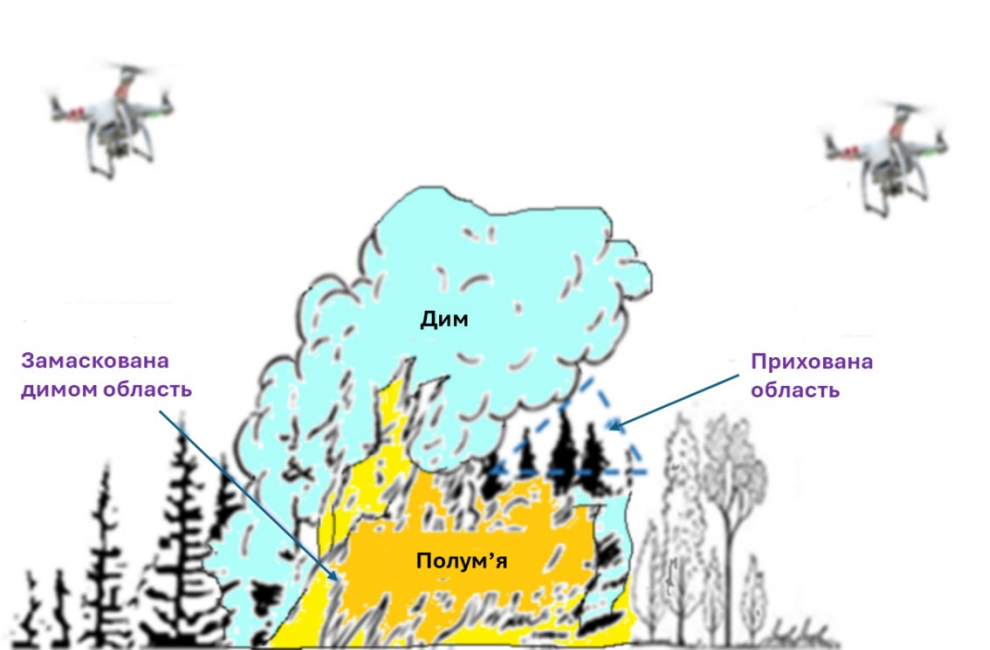


Рисунок 1.2. Дистанційне зондування лісової пожежі

Вирішення цієї задачі виключно за допомогою камер ускладнено перешкодами та спотвореннями, впливом вітру, диму та вогню, турбулентністю та вібраціями БПЛА, множинністю осередків ЛП, сегментацією її ВФ, впливом рельєфу місцевості та багатьох інших факторів, що перешкоджають ДЗ і створюють умови невизначеності.

Для подолання умов невизначеності може бути застосованим підхід багаторакурсного спостереження, яке зменшує невизначеність, але призводить до певної суперечливості даних.

Застосування лідарів в комплексі з оптичними та ІЧ камерами є кроком до вдосконалення технологій моніторингу ЛП.

В той час як камери дають двовимірне зображення, яке при

багаторакурсному спостереженні треба об'єднувати, скануючі лідари дають можливість отримати тривимірну картину «глибини», отримуючи характеристики прозорості і непрозорості частини сканованого простору і будуючи так звану тривимірну хмару.

Отже, технологія ДЗ ВФ має, крім задач ідентифікації ознак вогню і диму та геолокалізації цих ознак в просторі спостереження, вирішувати задачу об'єднання зображення, отриманого від камер, з хмарою точок простору, отриманою лідаром, що дає можливість побудувати тривимірну «картину» ЛП, яка подається рухом її ВФ і є джерелом оперативного отримання інформації про напрямок і швидкість поширення ВФ.

Отже, доцільно розглянути проблему тривимірної обробки інформації багаторакурсного ДЗ, отриманої бортовими камерами та лідарами групи БПЛА в реальному часі. Об'ємну модель розповсюдження ВФ можна отримати, послідовно визначаючи його контур з декількох різних точок спостереження (позицій) навкруги.

Ця задача є досить схожою на задачу розпізнавання об'єктів. Тривимірну модель об'єкта можна відтворити шляхом послідовного сканування його поверхні з декількох точок спостереження.

Детальний огляд методів розпізнавання об'єктів наведено в [76], але в ній об'єкти розглядають як статичні, в той час як ЛП є динамічним процесом. Отже, відомі методи розпізнавання об'єктів є недостатніми у контексті вирішуваної задачі [77], однак вони забезпечують можливість послідовного розпізнавання положення та стану ВФ ЛП з отриманням моделі його руху, яка відображає процес поширення ЛП. Більш релевантними до поставленої задачі є методи 3D-реконструкції об'єктів.

На сьогоднішній день існує багато добре вивчених онлайн і офлайн алгоритмів реконструкції об'єктів [78]. Алгоритми онлайн-одночасної локалізації та відображення (SLAM) засновані на поетапному циклі на основі зовнішнього вигляду за допомогою використання детекторів закриття та датчиків діапазону, таких як лазерні або стереокамери. Вони є цілком

надійними, але не можуть працювати в режимі реального часу. В цілому вони не дають достатніх можливостей для детальної реконструкції об'єкта через недостатні спостереження, хоча форми, особливості та кольори об'єктів розпізнають досить точно [79].

Детальний огляд методів одометрії SLAM, датчиків глибини та інших методів, включаючи їх переваги та продуктивність, представлено в [80]. Автономні алгоритми, такі як Multi-View Stereo (MVS), спрямовано на пошук попарних стереовідповідностей для оцінки щільних і точних реконструкцій [78]. Метод зіставлення розріджених ознак і вирощування плям із фотометричними обмеженнями та обмеженнями видимості запропоновано в [81]. У [82] пропонується підхід найкращого наступного перегляду (NBV) для вибору можливих переглядів стереопар. Цей підхід розширено в [83] для використання кількох переглядів. Однак обчислювальна складність вищезазначених методів є занадто високою, що не дозволяє використовувати їх у режимі реального часу.

Об'ємний підхід, заснований на ієрархічній реконструкції октодерева, запропоновано в [84]. Методи, що пропонувалися в рамках цього підходу, поділяються на реальні 3D методи, які описують модельований об'єкт 3D хмарою точок, отриманих сенсорами, і методи 2.5D, які описують лише вимірювану висоту (глибину) для кожної комірки в межах певної 2D сітки. На жаль, хмари точок не можуть розрізняти сумнівні, вільні та невідомі області, тому вони в основному придатні до використання в статичних середовищах [85]. Крім того, вони дуже чутливі до шуму сенсорів.

Вимірювання висоти (глибини), поданої у вигляді карти висот, в основному використовуються для моделювання зовнішнього середовища, що має одну поверхню [86]. Отже, вони лише дискретизують середовище по вертикалі, але не забезпечують його об'ємне подання [84]. Щоб подолати цю проблему, у [87] запропоновано гібридний підхід, де кожна комірка двовимірної сітки зберігає список вертикально впорядкованих вокселів. Іншою важливою сферою вдосконалення цих методів є використання

алгоритмів Next-Best View для підвищення ефективності попередньої реконструкції. Методи NBV можуть покращити охоплення, використовуючи мінімальну кількість даних [88].

Слід зазначити, що ЛП – це не об'єкт, а динамічний процес, у якому наявність полум'я є певною «власною ознакою». З точки зору розпізнавання зображень, така власна ознака є суттєво варіабельною щодо форми та кольору. Також спостерігаються ефекти диму, відблисків, мерехтіння, які значно ускладнюють розпізнавання та спотворюють картину процесу. Крім того, ЛП постійно поширюються, і швидкість поширення вогню також змінюється під впливом вітру, типу рослинності та інших факторів.

Незважаючи на загальний прогрес у галузі реконструкції об'єктів, питання тривимірної реконструкції процесів на основі багаторакурсних спостережень залишаються відкритими та мають невелике відображення в літературі. Задачу моніторингу процесу ЛП в цілому можна звести до проблеми об'ємної реконструкції ВФ ЛП. Однак цей процес має настільки вирішальну динаміку, що всі розглянуті вище методи є малопридатними.

Розв'язок задачі має бути тривимірним (об'ємним), він повинен враховувати неточність і невизначеність спостережень і забезпечувати адекватне відображення динаміки реального процесу.

Зображення, зроблені камерами, встановленими на БПЛА, можуть надати інформацію, необхідну для такої реконструкції. Однак геометрія ВФ не дозволяє повністю спостерігати за процесом з однієї точки зору, навіть у разі безперервного руху камери. Оскільки точка огляду не може наблизитися до ВФ ЛП ближче ніж на певну безпечну відстань, для вирішення проблеми реконструкції потрібне одночасне спостереження з кількох різних точок. Однак питання, пов'язані з реконструкцією ВФ ЛП, все ще залишаються недостатньо дослідженими.

Отже, незважаючи на загальний прогрес у галузі розпізнавання об'єктів та обробки зображень в умовах невизначеності, багато питань мають недостатнє відображення в літературі, залишаються недостатньо

дослідженими та потребують подальших досліджень.

Одним з напрямів подальших досліджень пов'язаний з використанням лідарів. Однак, щільні великомасштабні хмари точок, отримані за допомогою лідарів, призводять до величезних обсягів даних, що накладає значні вимоги до пам'яті та обчислень для обробки даних в реальному часі. Ці проблеми стають ще більш критичними у випадках обмежених ресурсів, до яких відносяться БПЛА. Оскільки потік даних ДЗ зростає, потреба у швидкому виявленні та розпізнаванні об'єктів стає першорядною, щоб забезпечити можливість швидкого прийняття рішень.

Крім того, не всі зібрані ДЗ дані містять важливу інформацію. У багатьох випадках тривимірне подання середовища може бути засновано на ключових геометричних ознаках, таких як межі, краї, кути, які визначають просторову структуру. Виявляючи лише ці критичні ознаки, можливо зменшити обсяг необхідних даних без шкоди для точності.

Важливу просторову інформацію містять 3D-хмари точок, отриманих лідаром. Для обробки даних, фільтрації та вилучення відповідних ознак, прийнято послідовно вирішувати три задачі:

- 1) виявлення об'єкта за допомогою розпізнавання зображень,
- 2) зіставлення та видалення неоднорідних сенсорних об'єктів,
- 3) виділення ознак з неорганізованої хмари точок.

Це дає змогу створити 3D-контури об'єктів спостереження в реальному часі та відкинути ненадійні спостереження [89].

У більшості випадків осередки займання ЛП можуть з'являтися, а потім можуть зникати. Існуючі методи ДЗ та виявлення ознак у хмарах точок зазвичай поділяють на три класи: на основі даних лідару, на основі зображень камер та на основі злиття даних камер і лідару [90].

Оскільки 3D-хмари точок є неорганізованими, виявлення об'єктів на основі даних лідару залежить від методів подальшої кластеризації, які поділяють на дві категорії: класифікації хмари точок і сегментації хмари точок [91]. Загальний процес включає виявлення придатних для руху зон,

кластеризацію точок і класифікацію цих кластерів для ідентифікації ознак ЛП [92]. Деякі методи, засновані на сегментації, використовують згорточні нейронні мережі (CNN, ЗНМ) для вилучення ознак із неструктурованих хмар точок, забезпечуючи як ідентифікацію завад і перешкод, так і точну локалізацію певного об'єкту [93]. Такий підхід забезпечує цінні деталі кольору та текстури, а також певну організовану структуру, яка полегшує виявлення просторового положення об'єктів, наприклад, організовану ієрархію вокселів або боксів.

Найчастіше для класифікації та розпізнавання ознак об'єктів використовуються ЗНМ AlexNet [94], R-CNN [95], SSD (Single Shot MultiBox Detector) [96] і RetinaNet [97]. Однак, основним їх обмеженням є відсутність інформації про глибину, що ускладнює локалізацію осередків ЛП.

Методи, що працюють на основі злиття даних камер і лідару, одночасно використовують інформацію RGB із зображень та інформацію про глибину від сенсорів лідару [98]. Існують різні методи цієї категорії: раннє злиття, пізнє злиття, злиття на основі глибокого навчання.

На ранній стадії злиття дані з лідару та камери об'єднуються на рівні необроблених даних, наприклад, виявлення об'єктів можна виконувати на зображеннях, а потім хмару точок спроектувати на зображення для позначення та виділення характерних точок об'єктів, що гарантує отримання хмарою точок точних міток об'єктів разом із інформацією про глибину. В [99] продуктивність виявлення об'єктів у реальному часі покращено шляхом поєднання виявлення зображень на основі YOLOv4 з кластеризацією хмари точок для планування шляху.

Методи пізнього злиття обробляють дані з лідару та зображення з камер окремо, а пізніше їх об'єднують. В [13] спочатку обробляють модальності незалежно, а потім використовують класифікацію зображень для уточнення відстеження об'єктів.

Методи на основі глибокого навчання використовують нейронні мережі (НМ), щоб навчитися оптимізованому способу поєднання даних лідару і

камери. В [100] запропоновано 3НМ FuDNN, що поєднує функції 2D-зображень і 3D-даних хмари через глибоку мережу для уточнення 3D-прогнозів.

Аналогічно, в [101] запропоновано 3D-мережу Multi-View (MV3D), яка генерує пропозиції 3D-об'єктів з висоти спостереження лідару, проєктуючи їх на кілька видів зображень для вдосконаленої класифікації об'єктів і 3D-регресії, що допомагає значно підвищити точність розпізнавання ознак.

Втім, головною проблемою цього підходу є висока обчислювальна складність, яка суперечить обмеженням ресурсам БПЛА. Одним з напрямків розв'язання цієї проблеми є використання полегшених (в обчислювальному сенсі) моделей 3НМ, таких як YOLOv8n [102]. В [103] запропоновано вдосконалену модель YOLOv8N, яка зберігає прийнятну точність при збереженні продуктивності, достатньої для моніторингу ЛП в реальному часі.

Через неорганізовану природу хмар точок визначення просторових меж виявлених об'єктів є таким же складним, як і саме їх виявлення. Для цієї мети зазвичай використовуються обмежувальні рамки, які спрощують форми складних об'єктів за допомогою регулярних геометричних зображень.

Широко використовуваним методом є підгонка L-подібної форми, що забезпечує пряме наближення меж об'єктів. Однак, фіксовані обмеження форми можуть не враховувати варіації форм реальних осередків горіння з різних точок зору, що потенційно може вплинути на точність розпізнавання, тому складні алгоритми часто поєднуються з підгонкою L-форми для підвищення точності меж.

Орієнтована обмежувальна рамка (ОВВ) визначається охоплюючим кубоїдом, вирівняним з основною структурою об'єкта [104], що особливо підходить для випадків, коли виявлені об'єкти не вирівняні з жодною головною віссю, наприклад, у повітряних хмарах точок [105]. Алгоритм обмежувальної рамки мінімального об'єму (MVBB) зосереджується на щільному охопленні виявлених об'єктів шляхом мінімізації об'єму обмежувальної рамки, яка може використовувати, наприклад, прямокутник

мінімального об'єму, сферу та еліпсоїд [106]. Вибір відповідної геометричної моделі на основі характеристик об'єкта забезпечує ефективний і точний процес підгонки меж, отже, доцільно розглянути можливість застосування запропонованої в [107] ієрархічної просторової моделі, заснованої на Octree.

Для вирішення проблем з обробкою інформації, отримуваної з камер та лідарів, що постають під час ДЗ групою БПЛА в системах моніторингу ЛП, треба вдосконалити метод поєднання даних та обробки інформації, засновані на використанні ЗНМ.

Щоб подолати інші вищеназвані недоліки, з одного боку, потрібно прискорити процес реконструкції ВФ ЛП, уникаючи ітераційних «важких» процесів, а з іншого боку, запобігти впливу спотворень, перешкод і шумів на точність розпізнавання.

1.6. Аналіз умов невизначеності та засобів її моделювання

Зазвичай реконструкція ВФ ЛП виконується в невизначених умовах різного характеру, які неможливо змодельовати окремо неповною, неточною або нечіткою інформацією (рис. 1.3).

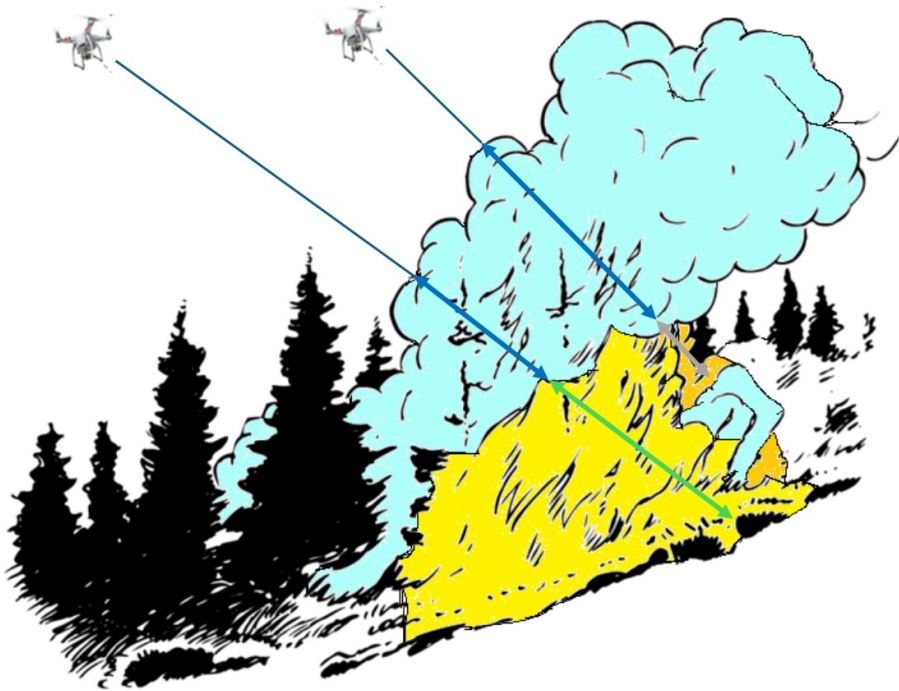


Рис. 1.3. Неповнота і неточність спостереження при ДЗ

До найголовніших факторів впливу на ДЗ, що обумовлюють неповноту і неточність спостереження, відносять:

- вплив диму і вітру, що суттєво спотворює картину ЛП;
- вплив диму, спалахи та мерехтіння полум'я, що вносить завади у зображення;
- вплив мінливості погоди, палива і рельєфу місцевості, що суттєво ускладнює динаміку ЛП;
- множинність осередків пожежі, сегментація її фронту, що розмивають зображення
- вплив динаміки полум'я і диму, турбулентність та вібрації БПЛА роблять дані ДЗ неповними, неточними і розмитими;
- використання декількох БПЛА додає даним повноти, але часто робить їх несумісними та суперечливими;
- динаміка ЛП, різні спотворення та перешкоди призводять до численних нерозпізнаних елементів зображення, стан яких є невизначеним або підозрілим.

Треба також зауважити, що висока температура горіння не дозволяє БПЛА наблизитися до ВФ, щоб подолати невизначеність спостережень.

Відповідно, ступені впевненості щодо наявності тих або інших ознак у певних областях ПС є просторово розподіленими та динамічними, тоді як власне ПС є доволі розрідженим і містить багато невизначених і підозрілих областей.

Ймовірнісний підхід подає невизначеність у термінах шансів [109], але є релевантним виключно стохастично стабільним даним, однак, як правило, повторюваних подій за однакових умов є небагато, особливо враховуючи просторовий та часовий аспекти їх подібності. тобто у випадку ЛП цей підхід не працює.

Інші моделі подають невизначеність переважно у формі ступеня невизначеності [110], формалізованого різними способами, наприклад, нечіткі, наближені, розпливчасті, м'які множини, інтервали, сірі числа, тощо.

Очевидно, що реальні дані не можуть бути представлені як чіткі та чітко визначені. Натомість сенсори отримують дані, які можуть бути нечіткозначними, невизначеними, розмитими, нечіткими, можуть мати багато непевних інтерпретацій, і, звичайно, можуть бути ненадійними [111].

Ще одна важлива проблема, яку слід взяти до уваги, полягає в тому, що декілька сенсорів, розташованих у різних позиціях спостереження, вимірюють параметри об'єктів різними значеннями, тож вимірювання є непослідовними та суперечливими.

Дискретизація простору і часу також призведе до неточності, різноманітних помилок вибірки, затримок у часі, застарілих даних тощо [112].

Таким чином, існує багато типів невизначеності, які слід моделювати та обробляти під час просторово розподіленого ДЗ динамічних процесів.

Розглянемо доступні засоби моделювання невизначеності.

Zadeh ввів концепцію нечіткої множини [113], яка використовується в широкому діапазоні різних галузей, і пропонує зручний інструмент для подання нечітких даних. Нечітку множину можна визначити дійсними значеннями приналежності, які фіксують ступінь приналежності певного елемента до такої множини. Основні переваги полягають у тому, що алгоритми з нечіткими множинами дозволяють комбінувати числові та символічні значення, їх легко зрозуміти, часто вони є надійними та нечутливими до змін, потребують мало даних. Їхні недоліки полягають у тому, що нечіткі множини складні в обчислювальному відношенні, тож вони занадто вартісні за обчислювальною потужністю і за часом обробки, а їхні функції приналежності є суб'єктивними, і їх важко віднайти в автоматичному режимі під час ДЗ [114].

Багаторічні дослідження призвели до появи десятків нечітких розширень і доповнень як в теоретичній, так і в практичній сферах. Найбільш відомими є нечіткі множини типу 2 [115], біполярні нечіткі множини [116], нечіткі множини з невизначеністю [117], нечіткі мультимножини [118], інтервальні нечіткі множини [119], інтуїціоністські нечіткі множини [120] та

широкий спектр їх узагальнень, таких як непослідовні інтуїціоністські нечіткі множини, нечіткі множини зображень, Піфагорові нечіткі множини, сферичні нечіткі множини та інші [121]. Нечіткі нейтрософські множини [122] є сучасним узагальненням інтуїціоністських нечітких множин, більш прийнятними для комплексної роботи з неточністю та неоднозначністю. Усі ці розширення покращують виразність нечітких множин і адаптують їх для подання певного виду невизначеності; водночас вони не дозволяють подолати зазначені вище недоліки, а лише збільшують обчислювальну складність, що перешкоджає їх практичному використанню при ДЗ ЛП.

Pawlak подав концепцію наближених множин [123] як математичний інструмент для роботи з неточними або зашумленими даними на основі відношення еквівалентності (нерозрізнення), який добре підходить до дискретних і номінальних даних. Наближена множина, визначена певним класом еквівалентності, може бути апроксимована двома чіткими множинами, а саме нижнім і верхнім наближенням. Перше складається з усіх даних, які напевно належать до вищезазначеного класу еквівалентності без двозначності на основі наявних знань, тоді як друге складається з усіх даних, які не можна описати як такі, що не належать до цього класу еквівалентності. Переваги наближених множин полягають в тому, що вони прості для розуміння, підходять для суперечливих даних і не потребують додаткової інформації про дані. Недоліками полягають у складнощах з поданням брудних або зашумлених даних, залежності від повної інформації та відсутності формального ступеня невизначеності. Хоча у багатьох галузях застосування алгоритми наближених множин є набагато ефективнішими у порівнянні з нечіткими, неможливість опрацювання ступеня впевненості або невизначеності суттєво обмежує можливість використання наближених множин у процесі ДЗ ЛП.

Очевидно, що нечіткі та наближені множини забезпечують моделі для двох різних типів невизначеності. Нечіткі множини можуть бути подані їх значеннями належності, а наближені множини можуть бути апроксимовані

через відношення нерозрізненості. Нечіткі множини підкреслюють нечіткість інформації, тоді як наближені множини зосереджуються на неповній інформації. Отже, нечіткі множини подають переважно невизначеність суб'єктивної природи, тоді як наближені множини подають невизначеність об'єктивної природи.

Сіре число – це число, точне значення якого невідоме, але відомий інтервал [124]. Загалом, сіре число вводить певний набір значень і подає лише одне число, яке чітко не визначено серед елементів множини. Його можна звести до білого чи чорного числа. Біле число є точним або чітким значенням, тоді як чорне число є числом, точне значення чи інтервал значення якого невідомі. Таким чином, сірі числа можна розглядати як адекватну модель у випадку, коли точне значення не зовсім відоме.

Сіра множина моделює невизначеність упродовж певного інтервалу, використовуючи невеликі вибірки та невизначені умови та надає дві функції приналежності (верхню та нижню приналежність), щоб краще впоратися з невизначеністю. Загалом її можна розглядати як місток між моделями нечіткої та наближеної множини, який здебільшого використовується в задачах прийняття рішень. Сірі множини подають об'єктивні невизначеності. Переваги сірих множин полягають в тому, що їх легко обчислити, вони не потребують великих вибірок і апіорного знання певного закону розподілу. Їхніми недоліками є низька точність, проблема з поданням нелінійної інформації, залежність від додавання нових вибірок або видалення старих.

Molodtsov представив концепцію м'яких множин [125] як відносно новий і вільний від труднощів існуючих методів підхід до моделювання як невизначеності, так і визначеності. Приналежність об'єкта до м'якої множини можна визначити за допомогою певної параметризації, заданої дійсними числами, функціями, відображеннями тощо, навіть словами чи реченнями. Таким чином, проблема функції належності не виникає в м'якій множині. Оскільки немає жодних обмежень на апроксимацію м'яких множин, вони є зручним і простим інструментом для моделювання як об'єктивної, так і

суб'єктивної невизначеності, застосовної до широкого кола проблем. Основна перевага полягає в тому, що м'яка множина є вільною від неадекватності параметризації. Недоліком є те, що м'яка множина не призначає жодних значень членства. М'які множини нечасто використовуються самостійно, але часто стають основою для більш складних моделей подання невизначеності.

В задачі ДЗ ЛП об'єктивна і суб'єктивна невизначеність можуть існувати одночасно. Відповідно, намагаються будувати складні моделі, які враховують різні типи невизначеності, або розширюючи існуючі моделі, або комбінуючи їх. Наприклад, інтервальна модель нечіткої множини розширює модель нечіткої множини, щоб покращити її здатність подавати різні типи невизначеності, що визначає значення приналежності елемента, який належить до множини як інтервалу.

Слід зазначити, що всі представлені вище моделі невизначеності пов'язані та доповнюють одна одну. Більш того, часто вони можуть бути зведені один до одного [126]. Отже, інтервальні нечіткі множини можна розглядати як м'які множини в універсумі $[0,1]$. Наближену множину також можна розглядати як м'яку множину. Сірі множини дотичні як до нечітких, так і до наближених множин та забезпечують додаткові функції моделювання невизначеності. Це дає можливість комбінувати їх, отримуючи складні моделі невизначеності.

Наближені та нечіткі множини можуть бути об'єднані в нечітко-наближені множини, які пропонують чітку апроксимацію множини в просторі нечіткої апроксимації, і в наближено-нечіткі множини, які пропонують апроксимацію нечіткої множини в чіткому просторі наближення [127].

Гібридизація наближених і сірих множин, що називається наближеними сірими множинами, була запропонована на основі впорядкування сірих множин за ентропією, де сірі множини зосереджені на конотації даних, а наближені множини підкреслюють розширення даних [128]. І навпаки, сірі наближені множини були визначені на основі кінцевих точок інтервалу, подібності сірих чисел і відповідного класу еквівалентності [129]. Нечіткі сірі

множини, які поєднують як нечіткі, так і сірі множини, були запропоновані в [130]; вони забезпечують високу виразну здатність і є відносно простими для обчислення.

Багато гібридних моделей побудовано на основі м'яких множин. Додавання ступеня параметризації нечітких множин дозволяє визначити нечітку м'яку множину [131], яка виражає невизначеність по-новому. Комбінація наближених множин з м'якими дозволяє значно покращити апроксимації з м'якими наближеними множинами [132] і наближеними м'якими множинами [133]. Більш складні моделі представлені нечітко-наближеними м'якими множинами та наближено-нечіткими м'якими множинами [134, 135], які розширюють оригінальні наближені, нечіткі та м'які теорії множин, щоб краще впоратися з невизначеністю.

Оскільки нечітка, наближена, м'яка та «сіра» моделі тісно пов'язані між собою та доповнюють одна одну [136], доцільно об'єднати їх у певну комплексну модель, прийнятну для застосування під час ДЗ ЛП.

1.7. Постановка задачі дослідження

1.7.1. Об'єкт і предмет дослідження

Об'єктом дослідження є процес дистанційного зондування вогневого фронту лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів під час моніторингу швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі.

Предметом дослідження є моделі, методи і алгоритми обробки інформації під час багаторакурсного об'ємного дистанційного зондування лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів з урахуванням неповноти і неточності спостережень, спотворень, перешкод і шумів.

Науково-практична задача полягає у створенні теоретичного підґрунтя для обробки даних в режимі реального часу з урахуванням впливу факторів невизначеності під час об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі групою безпілотних літальних апаратів.

1.7.2. Припущення та обмеження

Було визначено наступні припущення та обмеження, які окреслюють межі даного дослідження.

Припущення 1. Задачу ДЗ ЛП можна вирішити як задачу сканування тривимірної поверхні ВФ та ХД, послідовно визначаючи рух їх контурів сенсорами з декількох різних позицій навкруги.

Припущення 2. ОПР не потребує надмірно деталізованої та надто точної інформації, але має спиратися на надійну, достовірну та своєчасну інформацію про силу, напрямок і швидкість розповсюдження ВФ ЛП.

Припущення 3. За рахунок певного послаблення вимог до точності локалізації контуру ВФ ЛП можливо прискорити обробку даних ДЗ, що дозволить отримувати необхідну для прийняття рішень інформацію в умовах впливу невизначеності, спотворень, перешкод та шумів.

Обмеження 1. Часові витрати на побудову об'ємної моделі ВФ ЛП мають бути якнайнижчими: чим швидше визначимо динаміку контуру ВФ, тим швидше ОПР спланує операцію локалізації та протидії ЛП.

Обмеження 2. Моделі, методи і алгоритми обробки даних, що досліджуються, стосуються ДЗ ЛП, що знаходиться в стані розповсюдження (розвитку), під час її моніторингу і не є дотичними до задач виявлення осередків вогню та раннього попередження про ЛП.

1.7.3. Гіпотеза дослідження

Гіпотеза дослідження полягає в наступному:

1. Результатом ДЗ ЛП має бути відтворена модель руху ВФ, отримана за наявності ознак ЛП (полум'я, тепла, диму) у певних просторових областях за допомогою бортових сенсорів БПЛА;
2. Наявність певних ознак (полум'я, диму тощо), що спостерігаються в просторових елементах під час ДЗ ЛП, можна описати деяким ступенем впевненості;

3. Елементи підозрілих або невизначених просторових областей можуть бути апроксимовані ступенями впевненості;

4. ДЗ виконується під одночасним впливом декількох факторів невизначеності різного характеру, які не можуть моделюватися лише неповною або неточною або розпливчастою інформацією;

5. Спільне використання нечітких, наближених, м'яких множин та «сірих» чисел дозволить змодельовати вплив широкого діапазону факторів об'єктивної та суб'єктивної невизначеності під час обробки даних ДЗ ЛП.

1.7.4. Мета і задачі дослідження

Метою дослідження є підвищення ефективності інформаційної підтримки ОПР в тактичній системі моніторингу ЛП за рахунок прискорення обробки даних ДЗ та, відповідно, пришвидшення побудови тривимірної просторово-часової моделі ВФ, який є детермінантом процесу ЛП, що забезпечує підвищення якості об'ємної візуалізації ВФ ЛП та динаміки його руху внаслідок зменшення впливу спотворень, перешкод і шумів, а також своєчасність прийняття рішень за рахунок здатності запропонованих моделей, методів і алгоритмів працювати в режимі реального часу.

Для досягнення поставленої мети дослідження необхідно вирішити наступні задачі:

1. Дослідити сучасний стан та провести аналіз особливостей обробки даних та умов невизначеності в процесі об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування лісових пожеж.

2. Розробити ефективні методи обробки даних дистанційного зондування, отримуваних від бортових сенсорів БПЛА: електрооптичних та інфрачервоних камер і сенсорів, що дозволить зменшити обсяг оброблюваної інформації, за рахунок чого збільшить швидкість обробки даних.

3. Розробити метод інтеграції просторових даних, отримуваних від групи БПЛА з різних ракурсів в процесі багаторакурсного дистанційного

зондування з врахуванням впливу факторів невизначеності, що дозволить підвищити достовірність та інформативність даних.

4. Вдосконалити модель згорткової нейронної мережі для забезпечення продуктивності, достатньої для обробки даних дистанційного зондування в реальному часі.

5. Інтегрувати розроблені моделі і методи обробки даних в інформаційну технологію побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту в тактичній системі моніторингу лісових пожеж та оцінити їх вплив на точність і своєчасність отримання ситуаційної інформації особами, що приймають рішення.

Висновки до розділу

1. Швидкоплинні руйнівні процеси є випадковими і непередбачуваними процесами, які швидко розвиваються у просторі та часі та характеризуються слабкою спостережуваністю. Їх особливістю є суттєва нестаціонарність та нелінійність, завдяки чому не існує можливості побудувати їх повні, надійні та адекватні математичні моделі та прогнозувати їх виникнення та розвиток. Відсутність ситуаційної обізнаності у осіб, що приймають рішення, створює проблему інформаційної підтримки для вирішення задач реагування та протидії, яка в сучасних умовах є надзвичайно актуальною та може бути вирішена шляхом безперервного спостереження (моніторингу) процесу.

2. Лісові пожежі є одним з найпоширеніших і водночас найбільш руйнівних різновидів швидкоплинних руйнівних процесів, що має високу частоту виникнення та суттєво впливає на життя людей, соціально-економічний стан та природні екосистеми у глобальному масштабі. Більшість досліджень присвячено проблемі своєчасного виявлення осередків займання (системи раннього попередження), в той час як проблему моніторингу лісових пожеж, які вже розвиваються, практично не висвітлено, що робить актуальним і перспективним дослідження проблем моніторингу лісових пожеж, заснованого на їх дистанційному зондуванні з БПЛА.

3. задача дистанційного зондування може бути зведена до задачі сканування тривимірної поверхні вогневого фронту та хмари диму, визначених сенсорами, що може бути реалізовано через вимірювання певних параметрів або ідентифікації певних ознак у певних точках простору спостереження за допомогою лідарів, оптичних та інфрачервоних камер. Це вимагає подальшої обробки значного потоку даних і класифікації спостережуваних фрагментів простору, для чого застосовують методи комп'ютерного зору.

4. Дистанційне зондування вогневого фронту, крім задач ідентифікації ознак вогню і диму та геолокалізації цих ознак в просторі спостереження, має вирішувати задачу об'єднання зображення, отриманого від камер, з хмарою точок простору, отриманою лідаром, що дає можливість побудувати тривимірну модель лісової пожежі, яка подається рухом її вогневого фронту і є джерелом оперативного отримання інформації про напрямок і швидкість поширення пожежі. Це спонукає розглянути проблему тривимірної обробки інформації багаторакурсного дистанційного зондування, отриманої бортовими камерами та лідарами групи БПЛА в реальному часі для побудови об'ємної моделі розповсюдження вогневого фронту яку можна отримати, послідовно визначаючи його контур з декількох різних точок спостереження.

5. Хоча задачу моніторингу процесу лісової пожежі в цілому можна звести до проблеми об'ємної реконструкції вогневого фронту та динаміки його руху, цей процес має настільки вирішальну динаміку, що існуючі методи є малопридатними. Розв'язок задачі має бути тривимірним (об'ємним), повинен враховувати неточність і невизначеність спостережень і забезпечувати адекватне відображення динаміки реального процесу, тобто забезпечувати продуктивність, достатню для реконструкції процесу в режимі реального часу.

6. Щоб досягти продуктивності методів обробки даних дистанційного зондування, достатньої для роботи в режимі реального часу, з одного боку, треба прискорити процес реконструкції вогневого фронту, уникаючи

ітераційних «важких» процесів, а з іншого боку, необхідно запобігти впливу спотворень, перешкод і шумів на точність розпізнавання. Хоча вирішення задачі моніторингу лісових пожеж не потребує надмірно деталізованої та надто точної інформації, але воно має спиратися на надійну, достовірну та своєчасну інформацію про силу, напрямок і швидкість розповсюдження вогневого фронту.

7. Незважаючи на загальний прогрес у галузі розпізнавання об'єктів та обробки зображень в умовах невизначеності, багато питань залишаються недостатньо дослідженими. Питання тривимірної реконструкції процесів на основі багаторакурсних спостережень теж залишаються відкритими. Існуючі протиріччя між необхідністю вирішення задачі моніторингу в реальному часі та значною обчислювальною складністю цієї задачі може бути подолане за рахунок певного послаблення вимог до точності локалізації контуру вогневого фронту, що прискорить обробку даних та дозволить отримувати необхідну для прийняття рішень інформацію в умовах впливу невизначеності, спотворень, перешкод та шумів.

8. Оскільки питання обробки даних дистанційного зондування лісової пожежі, за рахунок якої має бути відтворена модель руху вогневого фронту, отримана за наявності ознак полум'я, тепла і диму у певних просторових областях за допомогою бортових сенсорів БПЛА вивчені слабко, а питання ефективності їх вирішення залишаються багато в чому невирішеними, створення моделей, методів і алгоритмів обробки даних дистанційного зондування швидкоплинних руйнівних процесів групою безпілотних апаратів в умовах невизначеності складає актуальну і важливу науково-прикладну задачу.

РОЗДІЛ 2.

МОДЕЛІ, МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ОБРОБКИ ДАНИХ З СЕНСОРІВ БПЛА

В цьому розділі з урахуванням висновків, отриманих у розділі 1, вирішується задача розробки моделей, ефективних методів і алгоритмів обробки даних, отримуваних від бортових сенсорів БПЛА.

Задача обробки даних в режимі реального часу під час ДЗ ЛП може бути вирішена за допомогою тривимірною (об'ємною) багаторакурсного ДЗ областей ПС групою БПЛА з урахуванням присутньої спостереженням неповноти, невизначеності та суперечливості.

Дослідження проводиться на прикладі ЛП як важливого окремого класу ШРП. Головна ідея полягає в тому, що певна сукупність спостережуваних ознак ШРП (у випадку ЛП – полум'я, тепло, дим) відповідає певному стану (горить, вигоріло, ще не зайнялося тощо) динамічного процесу стосовно тієї області ПС, до якої ці ознаки належать.

Спостерігаючи ознаки в межах певної області ПС, можна її віднести з певним ступенем впевненості до відповідного (за станом) класу просторових областей. Оскільки ПС є розрідженим, а спостереження – неточними і неповними, різного роду невпевнені, невизначені та підозрілі області також можливо апроксимувати з певним ступенем впевненості до конкретного класу просторових областей.

Враховуючи одночасний вплив декількох факторів невизначеності різної природи, для визначення ступеня впевненості щодо належності області ПС до певного класу просторових областей маємо побудувати складну модель інтеграції, що об'єднуватиме нечіткі, наближені, м'які множини та «сірі» числа.

Очевидно, що ВФ ЛП можна визначити за ознаками полум'я, однак дим маскує полум'я, а вітер робить і дим, і полум'я динамічними.

2.1. Побудова динамічної просторової моделі

2.1.1. Визначення багаторакурсної сцени

Об'ємне багаторакурсне дистанційне зондування ЛП групою БПЛА здійснюється як зображено на рис. 2.1.

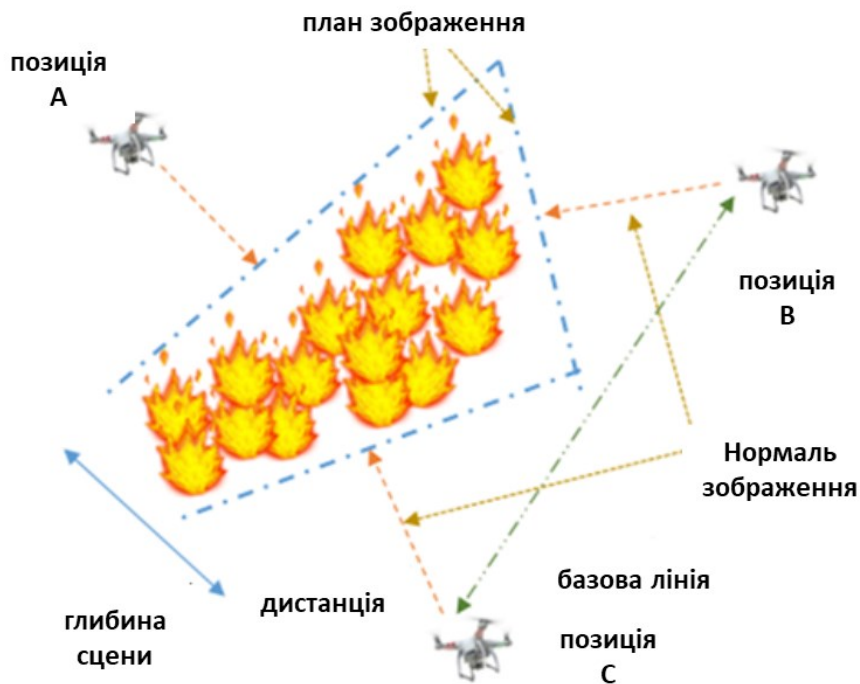


Рис. 2.1. Об'ємне багаторакурсне дистанційне зондування лісової пожежі

Багаторакурсна сцена визначається як конфігурація певних позицій БПЛА, як показано на рис. 2.1.

Позиція є точкою огляду, в якій просторове положення визначається геолокацією БПЛА та орієнтацією його сенсорів, які зазвичай обирають відповідно до горизонтальної та вертикальної нормалей до площини зображення. Кожна пара позицій забезпечує стереозображення [81].

На основі відомої геолокації БПЛА в кожній стереопарі та відносної геометрії їхніх позицій можна вирахувати глибину сцени та, відповідно, з певною точністю оцінити геолокацію просторових елементів, які спостерігаються із зазначених позицій.

2.2.2. Розробка моделі октодерева вокселів

Для вирішення задач обробки даних під час ДЗ найчастіше використовуються дискретні просторові моделі, у яких тривимірний евклідов простір C дискретизовано сіткою $D = \{d_{xyz}\}$ ізометричних кубічних комірок d_{xyz} розміром $\delta \times \delta \times \delta$ індексованих уздовж осей X , Y , і Z [3].

Однак, простота такої моделі має зворотну сторону, яка є її головним недоліком. Оскільки ВФ рухається, залишаючи позаду вигорілі області, де вже не залишилося палива для подальшого горіння, та охоплює все нові й нові області, де паливо ще доступне, то сітка D має щоразу динамічно розширюватися новими рядками та стовпцями комірок, бо ВФ охоплює нові території. В той же час, з сітки D слід послідовно видаляти рядки та стовпці комірок, які відповідають вже вигорілим ділянкам.

Це створює наступні проблеми:

1. Треба апіорі будувати ПС максимально можливого розміру, щоб забезпечити можливість розвитку просторово-розподіленого процесу ЛП до максимальних меж, які апіорно невідомі, при цьому виникає не тільки проблема обмеження обсягу пам'яті, але й проблема значного зниження продуктивності через надмірно великі розміри простору.

2. Кожна комірка потребує своєї геолокалізації та геоприв'язки під час обробки зображення, що уповільнює побудову моделі. Чим вище точність сенсорів, тим меншим є розмір комірки і тим більшим стає падіння продуктивності через надмірну кількість комірок.

Щоб вирішити суперечність між точністю моделі ВФ ЛП та швидкістю її побудови, необхідно побудувати таку просторову модель, яка містить переважно множину комірок, які в даний момент часу відповідають просторовому розташуванню ВФ та/або наближеним до нього областям ПС.

Вочевидь, це суттєво зменшить кількість комірок, які потребують обробки. Для цього використаємо не тільки комірки в сітці D , а й віртуальну ієрархічну структуру I , відому як октодерево (рис. 2.2) [137] на основі сітки

вокселів, які розглядаються як певні кубічні об'єми однакового розміру.

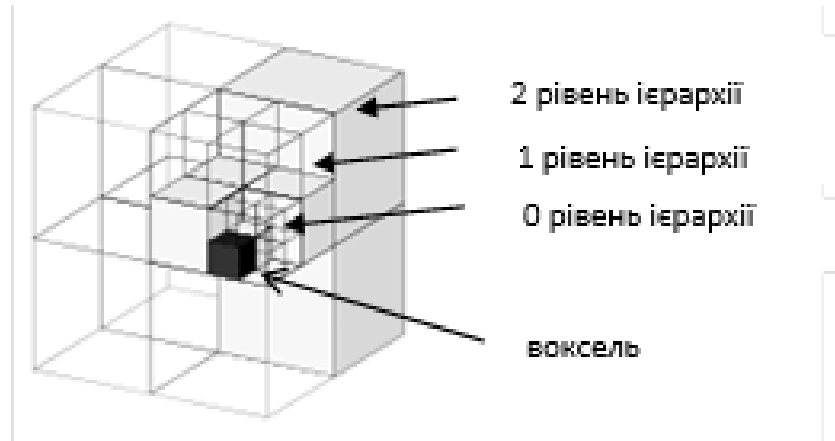


Рис. 2.2. Просторова структура на основі октодерева

Хоча вокселі трохи схожі на комірки, що дискретизують простір у сітці D , але вони організовані в зовсім інший спосіб. Кожен воксель розглядається як вузол певної деревоподібної структури, яку називають октодеревом.

Октодерево I засноване на принципі рекурсивного восьмикратного поділу просторових областей і подає певний октант вузлів на кожному k -му рівні ієрархії, який може бути визначений кортежем

$$I_k = \langle \perp_k, G_k, \prec_k \rangle, \quad (2.1)$$

де G_k – набір вузлів,

$\prec_k$ – частковий порядок включення на G_k ,

$\perp_k$ є найменшим елементом $\prec_k$.

Тоді кожен вузол $g_l \in G_k$ подає воксель як певний кубічний об'єм.

Розбиваючи вузол g_l рівня k рекурсивно, можна визначити інший октант підвузлів (наприклад, підблоків) меншого розміру на нижчому $(k-1)$ рівні октодерева I .

Така рекурсія може застосовуватися зверху вниз або знизу вгору.

Якщо 0 є найнижчим рівнем I , найменший воксель $g_q \in G_0$ може бути поданий певною коміркою d_{xyz} сітки D .

Таблиця 2.1. Можливі стани вокселів

Клас	Стан	Відповідність
ω_1	Порожній	Зони, вільні від вогню
ω_2	Полум'я	Ділянки з ознаками полум'я
ω_3	Дим	Ділянки з ознаками диму
ω_4	Спалені	Ділянки, які вже вигоріли
ω_5	Паливо	Ділянки, де рослинність готова до спалювання
ω_6	Невизначений	Невизначені або підозрілі області щодо стану горіння
ω_7	Невідомий	Закриті ділянки або ділянки, які не помітили датчики

«Порожній» стан (ω_1) відповідає вокселям, які знаходяться безпосередньо між сенсором і поверхнею, що представлена полум'ям і димом, і визначають зони «вільні від вогню».

Ознаки полум'я (ω_2) свідчать, що воксель відповідає «поверхні вогню», а ознаки диму (ω_3) свідчать, що воксель відповідає «хмарі диму», обидва стани з деяким ступенем впевненості.

«Згорілий» стан (ω_4) відповідає вокселям, які містять вже обгорілі ділянки і не можуть бути залучені до процесів горіння в майбутньому.

Стан «паливо» (ω_5) відповідає вокселям з ділянками, вкритими рослинністю, які в цей час не беруть участі в процесах горіння, але можуть зайнятися внаслідок готовності палива.

До класу ω_1 належать ділянки, на яких немає горючої рослинності.

«Невизначений» стан (ω_6) відповідає вокселям, які не можуть бути надійно класифіковані за класами стану $\omega_1 - \omega_5$ на основі даних, отриманих сенсорами. Такі вокселі в основному відповідають підозрілим ділянкам, які, можливо, залучені до процесу горіння, але немає достатньої впевненості через непевні спостереження.

Стан «невідомий» (ω_7) відповідає як вокселям, зображення яких перекрите вокселями інших класів, що перешкоджають сприйняттю фронту пожежі, так і вокселям, які взагалі не були помічені сенсорами.

2.2. Розробка методу обробки даних дистанційного зондування

Розглянемо особливості побудови методів і алгоритмів обробки інформації від бортових камер БПЛА, придатних для застосування в системах моніторингу ЛП, з врахуванням впливу факторів невизначеності спостережень. Такі методи мають забезпечити прийнятну точність визначення ВФ ЛП та продуктивність, яка не буде суперечити роботі системи моніторингу ЛП в реальному часі, що дозволить значно підвищити ситуаційну обізнаність ОПР при плануванні заходів реагування.

Найважливішим обмеженням є час, отже, при розробці цих методів маємо орієнтуватись на забезпечення якнайвищої їх продуктивності.

Процес ДЗ представлено на рис. 2.4.

Основними ознаками ЛП є тепло, дим і полум'я, в т. ч. такі його прояви, як світло, мерехтіння і рух [139].

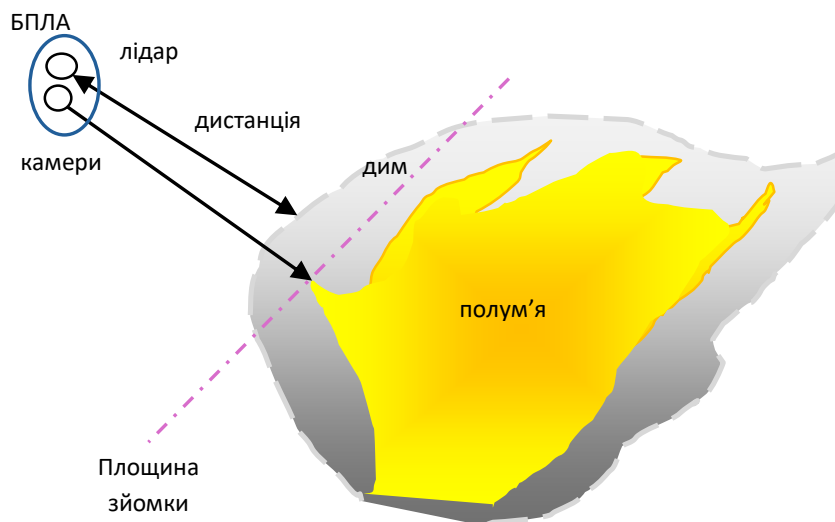


Рис. 2.4. Дистанційне зондування з БПЛА

Полум'я випромінює власне видиме світло, його можна вважати «власною ознакою» ЛП. Незважаючи на мінливість кольору, полум'я зазвичай контрастно розрізняється на зображеннях відносно фону.

Розпізнавання полум'я на зображенні ускладнюється перешкодами (наприклад, сонячним світлом) і спотвореннями (тінь, дим, спалахи та мерехтіння), які на нього впливають.

Дим і опади в даному випадку повинні розглядатися як шум.

Дим маскує власну ознаку та закриває видимість полум'я. Зазвичай дим розпізнають за ознакою низької кольоровості на знятих зображеннях.

Випромінюване тепло можна дистанційно вимірювати інфрачервоними камерами, але, на жаль, такі вимірювання не фіксують глибину, тому їх не можна безпосередньо використовувати для розпізнавання ВФ. Однак, зображення, зроблені ІЧ камерою, можна використовувати, щоб виявити полум'я, замасковане димом.

Отже, камери дають можливість відзняти зображення, на якому можна розпізнати полум'я. ІЧ камера допомагає ідентифікувати полум'я, вкрите димом. А лідар сканує ПС та будує ХД за ознаками відмінності атмосферного середовища, вимірюючи дистанцію до контуру ХД безпосередньо.

Для того, щоб визначити дистанцію до полум'я, використовують стереоспостереження, при цьому кожна пара з двох БПЛА, спостерігаючи з попарних точок простору створює окрему стереопару [81], як показано на рис. 2.1. Знаючи просторове положення площини зображення кожної пари БПЛА та стереобазу, геометрично можна побудувати нормалі зображення та визначити глибину сцени [80].

Оскільки задачею ДЗ є вимірювання параметрів ВФ, для цього залучають групу БПЛА, які зорієнтовані по різні сторони ВФ, частина за вітром, частина проти вітру, що дає можливість за допомогою лідарів з двох сторін визначити глибину ХД, а за допомогою стереозйомки камерами з двох сторін – глибину ВФ (рис. 2.5).

Треба зауважити, що інформація про глибину і висоту ХД і ВФ є неточною внаслідок впливу динаміки полум'я і диму, та неповною через можливі перешкоди спостереженню.

Однак, для того щоб отримати інформацію про параметри ВФ, треба спочатку обробити отримані від БПЛА геолокалізовані зображення і ХД та здійснити розпізнавання полум'я і диму.

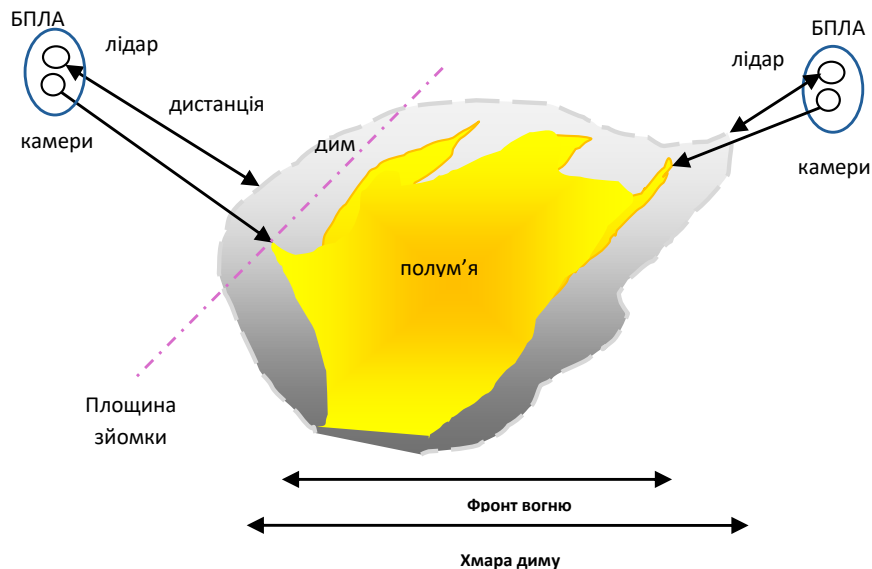


Рис. 2.5. Вимірювання параметрів фронту вогню

Лідар може бути ефективно використаний для вимірювання параметрів ЛП, важливих для прогнозування поширення ВФ. Деякі з них можна безпосередньо виміряти, так, лідар може визначити тип рослинності, ухил, аспект і параметри ґрунту.

Використовуючи методи ДЗ, можна отримати необхідні оцінки інших важливих параметрів:

- інтенсивність реакції горіння може бути кількісно оцінена через виділення енергії тепловим ІЧ сенсором;

- паливне навантаження можна якісно оцінити через аналіз розподілу щільності рослинності, пов'язаної з певним типом рослинності, використовуючи дані сканування лідаром;

- вологість палива можна якісно оцінити за допомогою аналізу насиченості та яскравості для певного кольору (наприклад, зеленого);

- обпалені ділянки можна якісно оцінити за допомогою контрастного аналізу (зелений-чорний).

Крім того, метеосенсори надають інформацію про температуру повітря, вологість, швидкість і напрямок вітру, що дає можливість побудувати прогноз руху ВФ.

2.2.1. Розробка методу обробки зображень з інфрачервоної камери

ІЧ канал є достатньо надійним уночі та під сильним задимленням, оскільки диму властива інфрачервона прозорість, але вдень він має надто малий контраст, тому на зображення може впливати відбите сонячне світло, насиченість тощо.

Теплове випромінювання може бути визначено на отриманих зображеннях кольором пікселів, який змінюється в діапазоні від чорного до білого залежно від рівня нагріву. Горіння завжди представлено пікселями кольорів, близьких до білого, тоді як вільні від вогню області завжди є чорними. В той же час неточність, непевність та неоднозначність вимірювань вдень веде до того, що більшість пікселів мають різні відтінки сірого, які подають за допомогою часткового порядку сірих кольорів (рис. 2.6), що визначає ступінь сірості μ_j .

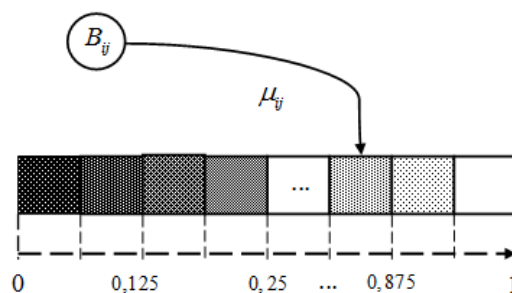


Рис. 2.6. Частковий порядок сірих кольорів [3]

Обробку зображень в ІЧ каналі (T на рис. 2.7) проводять в чотири етапи: спочатку *відображення зображення*, *усереднення зображення*, потім *оцінка сірості кольору i* , нарешті, *просторове співставлення зображення*.

Відображення зображень. Під час цього процесу всі пікселі кадру зображення будуть перетворені в тривимірний простір I за допомогою цифрової моделі рельєфу та відповідної функції проєкції, після чого їх зіставляють певному вокселю g_i .

Усереднення зображення. На цьому етапі значення яскравості всіх пікселів, що відповідають вокселю g_i усереднюють до їх середньої яскравості B_j .

Оцінка сірого кольору. Використовуючи частковий порядок сірих кольорів (рис. 2.6), усереднений колір B_j має бути перетвореним за порядковою колірною схемою «від чорного до білого» до числової шкали від $[0,1]$. На виході кожен воксель g_i пов'язується з певним ступенем сірості μ_j , розрахованим на основі середньої яскравості B_j відповідних пікселів у захопленому зображенні на інтервалі $[0,1]$.

2.2.2. Розробка методу обробки даних з оптичної камери

Для класифікації вокселів згідно табл. 2.1 використовуватимемо багатоканальну систему розпізнавання зображень (рис. 2.7).

На основі зображень, отриманих оптичними камерами, два основні оптичні канали (A і B на рис. 2.7) забезпечують відповідно розпізнавання полум'я і диму. Обидва канали працюють однаково на основі моделі кольорів HSI , але мають різні параметри.

У каналі розпізнавання полум'я звичайні пожежі відповідають кольорам від темно-червоного до світло-жовтого з високою насиченістю та профілями $\rho_1 = [0^\circ - 60^\circ, 0.4 - 1.0, 0.5 - 1.0]$ вдень і $\rho_2 = [0^\circ - 60^\circ, 0.2 - 0.85, 0.5 - 1.0]$ вночі або за поганих погодних умов.

Інтенсивне полум'я відповідає кольорам від світло-блакитного до білого з високою насиченістю та профілями відповідно $\rho_3 = [220^\circ - 260^\circ, 0.4 - 1.0, 0.5 - 1.0]$, $\rho_4 = [220^\circ - 260^\circ, 0.2 - 0.85, 0.5 - 1.0]$.

У каналі розпізнавання диму інтенсивність є високою, насиченість низькою, а кольори переважно сірі та сріблясті, тому профілі визначаються відповідно як $\rho_5 = [355^\circ - 5^\circ, 0 - 0.05, 0.5 - 0.85]$ і $\rho_6 = [230^\circ - 240^\circ, 0 - 0.05, 0.5 - 0.85]$.

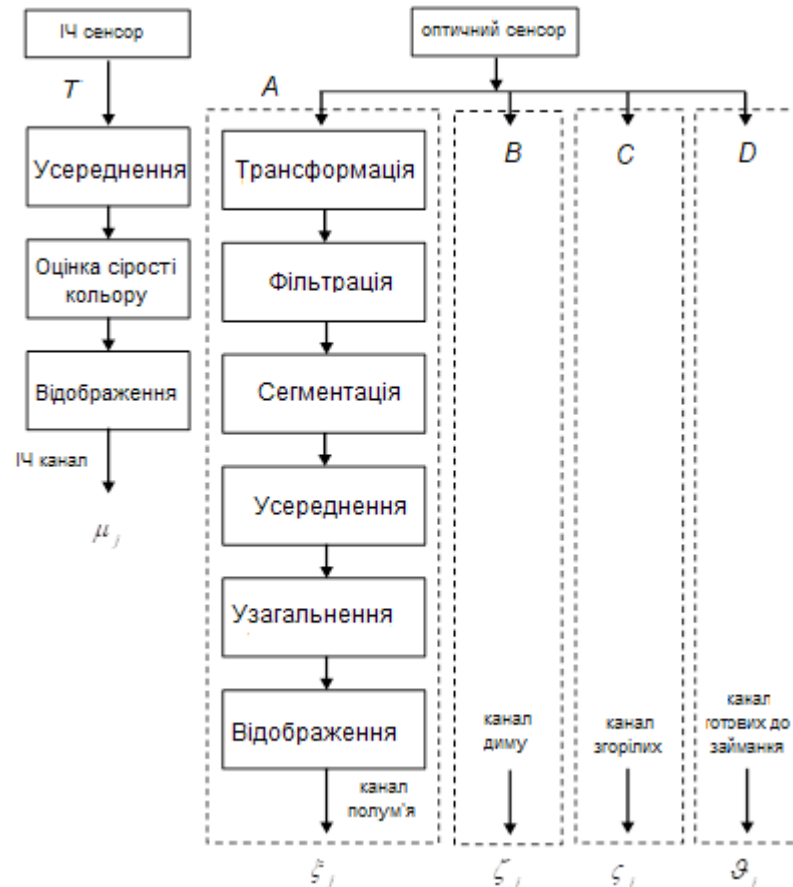


Рис. 2.7. Процес обробки зображень

З цієї причини в каналі розпізнавання полум'я центральними кольорами є яскраво-оранжевий ($\pi_1 = [30^\circ, *, *]$) і синій ($\pi_2 = [240^\circ, *, *]$), тоді як у каналі розпізнавання диму центральними кольорами є сріблястий ($\pi_3 = [235^\circ, *, *]$) і білий ($\pi_3 = [0^\circ, *, *]$).

Інші два оптичних канали (C і D на рис. 2.7) є допоміжними і призначені для розпізнавання згорілих і готових до займання ділянок.

Вони працюють подібно до основних каналів, але їхні профілі відрізняються: перший характеризується низькими значеннями інтенсивності

(в межах $[0-0,25]$) для будь-яких значень тону та насиченості; другий визначається переважно світло-зеленими тонами, однак налаштування цього каналу можуть істотно відрізнятись в різних кліматичних зонах. Так, на півдні України найбільш доцільним є профіль $\rho_5 = [100^\circ - 120^\circ, 0.3 - 0.75, 0.1 - 0.8]$.

В оптичних каналах обробку зображень проводять у наступні послідовні етапи.

1. *Трансформація зображення* – перетворення кожного пікселя RGB кадру зображення в модель кольорів HSI , де H , S та I традиційно означають відтінок, насиченість та інтенсивність. У цій моделі компонент H означає домінуючий колір, компонент S вказує на те, наскільки цей колір розбавлено білим, а компонент I позначає його яскравість. Усі компоненти пікселя HSI нормалізують, щоб приймати такі діапазони: $0 \leq H \leq 360^\circ$, $0 \leq S \leq 1$ і $0 \leq I \leq 1$ (0 відповідає чорному, 1 відповідає білому), що забезпечує зручність наступних обчислень. На цьому етапі відокремлюють компоненти кольору, інтенсивності та насиченості для всіх пікселів, щоб прискорити наступні етапи.

2. *Фільтрація зображення* – пікселі, значення HSI яких не відповідають належним діапазонам для фільтрів ($\rho_1 - \rho_6$), усувають, а їхні кольори заміняють рожевим кольором, щоб пришвидшити наступні етапи.

3. *Сегментація зображення* на основі ознак кольору та алгоритму растрового сканування, виділяючи на зображенні прямокутні області (сегменти) з подібними ознаками.

4. *Усереднення зображення* – значення H , S та I пікселів, що належать кожному виявленому l -му сегменту, усереднюють до середніх за сегментом значень H_l , S_l , і I_l .

5. *Узагальнення зображення*, де для кожного l -го сегменту обчислюють ступінь подібності до найближчого центрального кольору в колірній моделі HSI в діапазоні $[0,1]$ на основі середніх значень H_l , S_l , I_l . У каналі розпізнавання полум'я мають використовуватися центральні кольори π_1 і π_2

а в каналі розпізнавання диму такими центральними кольорами повинні бути π_3 і π_4 . Ступені подібності, визначені у каналах розпізнавання полум'я (ξ_{ijk}), диму (ζ_{ijk}), згорілого (ς_j) та готового до займання палива (ϑ_j) нормалізують до інтервалу $[0, 1]$.

6. Відображення зображень. У результаті процесу відображення кадр зображення буде зорієнтовано та відображено певним чином, так що всі сегменти кадру зображення будуть перетворені в тривимірний простір I за допомогою цифрової моделі рельєфу та відповідної функції проєкції, після чого їх зіставляють певному вокселю g_i .

В результаті цього процесу кожен з каналів розпізнавання побудує в просторовій моделі I окремо множину вокселів, що мають оцінку певної ознаки, відповідно до каналу розпізнавання, на інтервалі $[0,1]$.

2.2.3. Розробка методу обробки даних з лідару

Лідар – це свого роду активний лазерний дальномір, що використовує явища відбиття світла і його розсіювання в прозорих і напівпрозорих середовищах. Для використання під час ДЗ ЛП існують скануючі «атмосферні» лідари, що здатні не тільки визначати відстані до непрозорих цілей, які відбивають світло, а й аналізувати властивості прозорого середовища, яке розсіює світло, формуючи двовимірну або тривимірну картину навколишнього простору.

Сучасні оптичні камери мають вражаючі характеристики, забезпечують високу роздільну здатність та значно полегшують роботу алгоритмів комп'ютерного зору. Однак, полум'я, яке є визначальною ознакою ВФ, має змінну форму та змінний колір; вплив диму, вітру, мерехтіння істотно ускладнює його розпізнавання, а різного роду спотворення під час ДЗ призводять до появи нерозпізнаних і невизначених елементів на зображенні.

І оптичні, і ІЧ камери часто стикаються з проблемами, пов'язаними з несприятливими погодними умовами та поганим освітленням, особливо вночі. Навпаки, лідари випромінюють імпульси лазера та вимірюють час, необхідний, щоб світло повернулося після зустрічі з об'єктами, тому вони нечутливі до погодних умов та освітлення.

Вони створюють складні тривимірні хмари точок, надаючи обширну просторову інформацію про глибину та форму об'єктів. Вони не можуть замінити камери, а тільки доповнюють їх, забезпечуючи визначення стовпів диму під час ЛП. Спільне застосування камер і лідарів створює умови, необхідні для виявлення та локалізації полум'я і диму, але лише з певним ступенем достовірності.

Виявлення ознак полум'я і диму є багатоетапним процесом, що передбачає їх ідентифікацію на зображенні, вимірювання глибини, окреслення їхніх обмежувальних рамок, а потім присвоювання значень достовірності за допомогою класифікації.

Отже, ДЗ має бути зведено до вимірювання параметрів та ідентифікації певних ознак у різних точках простору спостереження за допомогою лідарів, оптичних та ІЧ камер, що вимагає подальшої обробки отриманих даних і класифікації спостережуваних фрагментів ПС, для чого застосовують методи комп'ютерного зору.

Вирішення цієї задачі виключно за допомогою камер ускладнено перешкодами та спотвореннями, впливом багатьох факторів, що перешкоджають ДЗ і створюють умови невизначеності.

Застосування лідарів в комплексі з оптичними та ІЧ камерами є певним кроком до вдосконалення технологій моніторингу ЛП. В той час як камери дають двовимірне зображення, яке при багаторакурсному спостереженні треба об'єднувати, скануючі лідари дають можливість отримати тривимірну картину «глибини» сцени, отримуючи характеристики прозорості і непрозорості частини сканованого простору і будуючи так звану тривимірну хмару.

Технологія ДЗ ВФ має, крім задач ідентифікації ознак вогню і диму та геолокалізації цих ознак в ПС, вирішувати задачу об'єднання зображення, отриманого від камер, з хмарою точок, отриманою лідаром, що дає можливість побудувати тривимірну «картину» ЛП, яка подається рухом її ВФ і є джерелом оперативного отримання інформації про напрямок і швидкість поширення ВФ.

Отже, розглянемо проблему обробки інформації, отриманої бортовими лідарами групи БПЛА в реальному часі, що дає можливість визначити просторове положення ХД, яка охоплює палаюче ядро ВФ ЛП, що може допомогти подолати неточність і невизначеність спостереження.

Використання лідару передбачає певну попередню обробку інформації (рис. 2.8).

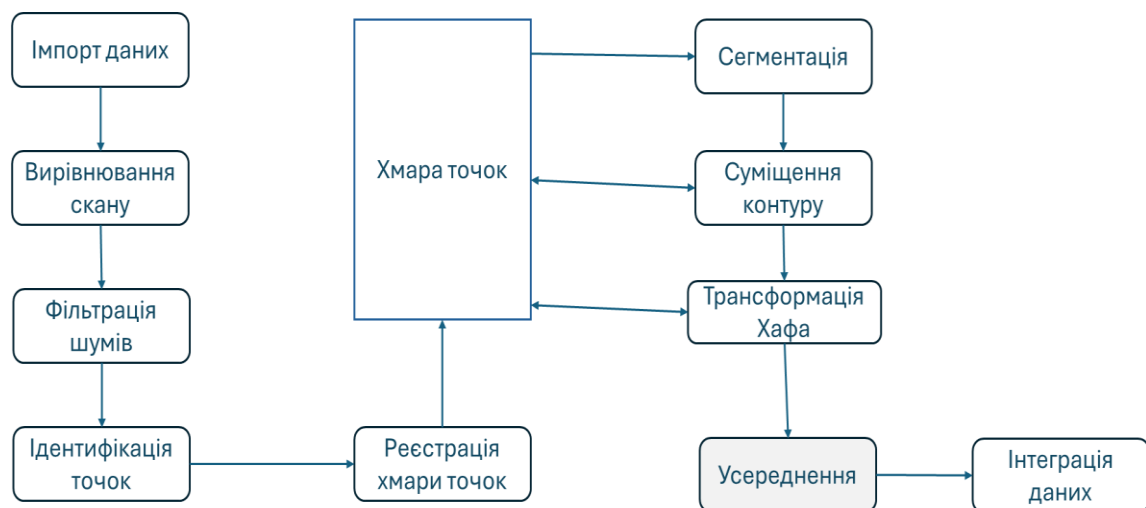


Рис. 2.8. Обробка даних з атмосферного лідару

Алгоритм обробки даних лідару спрямовано на отримання певної хмари точок, які визначають просторове положення диму.

Для цього дані лідару проходять стадії вирівнювання (за просторовими ознаками), фільтрації шумів, ідентифікації (геолокалізації) точок.

Оскільки сканування ХД має обмежений час, то якщо відносна цільова позиція переміщується під час сканування, результати можуть бути спотвореними. Нестационарної цілі вносять помилки.

Узгоджена реєстрація даних лідару і даних камер залишається проблемою, оскільки часові рамки отримання хмари точок значно відрізняються від часових рамок зчитування камер.

За допомогою алгоритму вирівнювання скану дані точкових хмар нормалізуються відповідно до загальної системи координат, що забезпечує однорідність та сприяє можливості порівняння даних, зібраних у різні моменти часу.

Фільтрація шумів пов'язана з видаленням випадкових точок, які знаходять методом аналізу відхилень, що включає ідентифікацію та вилучення викидних точок, які виникають через шум датчика або помилки вимірювання.

Ідентифікація точок передбачає не тільки їх геолокалізацію, а у разі потреби і зниження роздільної здатності, тобто зменшення щільності хмари точок для підвищення ефективності обробки.

Зареєстровані точки додаються у тривимірний масив (хмару точок), який є поданням ХД [140], далі виконується безпосередня обробка даних, необхідних для наступної інтеграції з даними після обробки зображень.

Сегментація дозволяє розбити хмару точок на сегменти, і тим самим перейти від окремих точок до тривимірних фігур, що описують контур поверхні ХД. Застосовано алгоритм радіального пошуку, що виявляє великі кластери точок у визначеному радіусі. Цей алгоритм є достатньо швидким.

Сегменти хмари далі суміщають, щоб досягти гладкої поверхні ХД, та виконують трансформацію Хафа, що заснована на параметричній ідентифікації геометричних елементів [141], завдяки чому отримують неповну площину сегментованої сцени, що дозволяє обрахувати глибину сцени спостереження. Використаний алгоритм рандомізованої трансформації Хафа задовольняє умовам компромісу між точністю моделей та часом обчислення.

Далі хмару точок розглядають як тривимірну фігуру і усереднюють локації точок, щоб остаточно позбавитися від неповноти і неточності вимірювань.

2.3. Розробка методу інтеграції даних

Обробка інформації з окремого БПЛА здійснюється за багатоканальною схемою (рис. 2.9) за методами, представленими в попередніх розділах, та на підставі відповідних алгоритмів, представлених у Додатку Б.

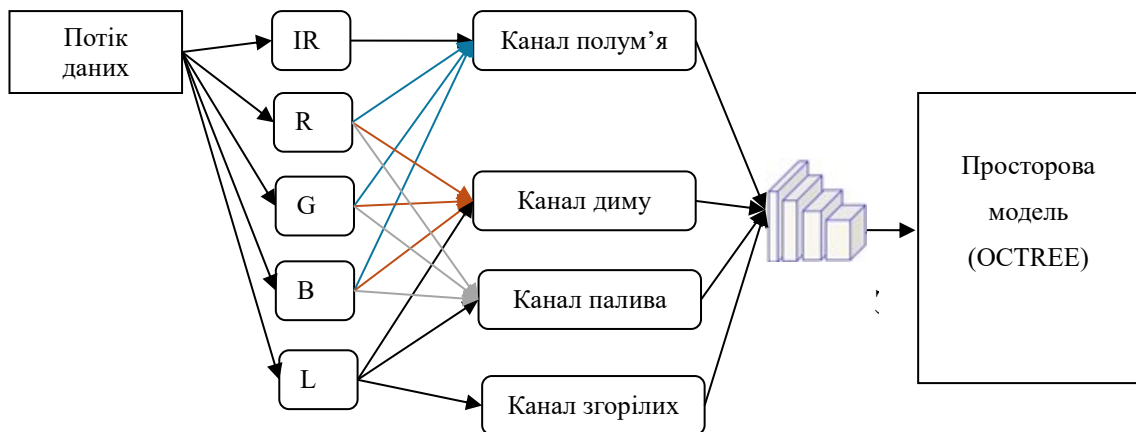


Рис. 2.9. Обробка даних ДЗ з окремого БПЛА

За результатами обробки даних в просторовій моделі фіксуються всі вокселі, для яких впевненість в наявності там полум'я або диму не є нульовою. У підсумку далі на етап злиття і спільної обробки даних через просторову модель передаються тривимірні бокси вокселів, що подають зони розташування ВФ і ХД з точки зору даного БПЛА (рис. 2.9).

На етапі злиття об'єднуються бокси вокселів окремих БПЛА, що подаються вокселями та пов'язуються з відповідним вектором впевненості, при цьому оскільки бокси, що подають одні й ті ж просторові зони з погляду різних БПЛА, мають різні розміри, кожен з них подається певними сірими числами, що описують інтервал можливих значень. Таким чином відбувається охоплення просторових боксів, подібне операції об'єднання множин.

Розглянемо детально процес інтеграції даних з різних сенсорів.

В його основі лежать аналіз сцени та класифікація вокселів за їх станом (рис. 2.10).

Кожен j -й воксель g_j має бути пов'язаний з відповідним вектором впевненості

$$\Xi_j = [\mu_j, \xi_j, \zeta_j, \varsigma_j, \vartheta_j], \quad (2.2)$$

де μ_j – ступінь сірості,

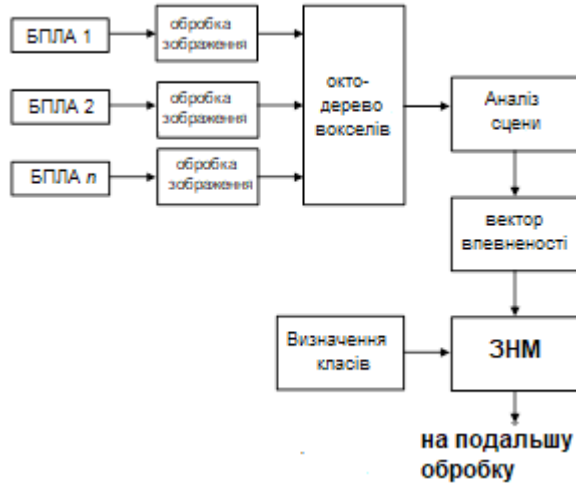


Рис. 2.10. Інтеграція даних та класифікація вокселів просторової моделі

ξ_j , ζ_j , ς_j , і ϑ_j – відповідно ступені подібності ознак за каналами полум'я, диму, згорілого та готового до палива.

Елементи вектору Ξ_j мають бути унормовані в межах $[0,1]$.

Для множини вокселів $I = \{g_j\}_{j=0}^m$ визначимо вектор тривимірного спостереження Ξ як масив векторів впевненості

$$\Xi = \left| \Xi_j \right|_{j=0}^m. \quad (2.3)$$

Нехай $B = \{\beta_1, \beta_2, \beta_3\}$ – множина порогових значень, $\Delta = \{\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4\}$ – множина обмежень і $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4\}$ – множина коефіцієнтів, така що $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ і $\lambda_3 + \lambda_4 = 1$.

Класифікація вокселів за множиною станів Ω на підставі 3D вектору спостереження Ξ виконується в чотири наступних етапи (рис. 2.10).

На етапі *аналізу сцени* розділяємо вектор 3D-спостереження Ξ на передній план та фон за допомогою порогових значень $\beta_i \in B$, при цьому фонова область містить усі вокселі g_b такі що $\xi_b \leq \beta_1$, область переднього плану містить усі вокселі g_f , такі що $\xi_f \geq \beta_2$, а підозріла область містить усі вокселі g_s , такі що $\zeta_s \leq \beta_3$, тобто ті, які не ідентифікуються ні як фон, ні як передній план (рис. 2.11).

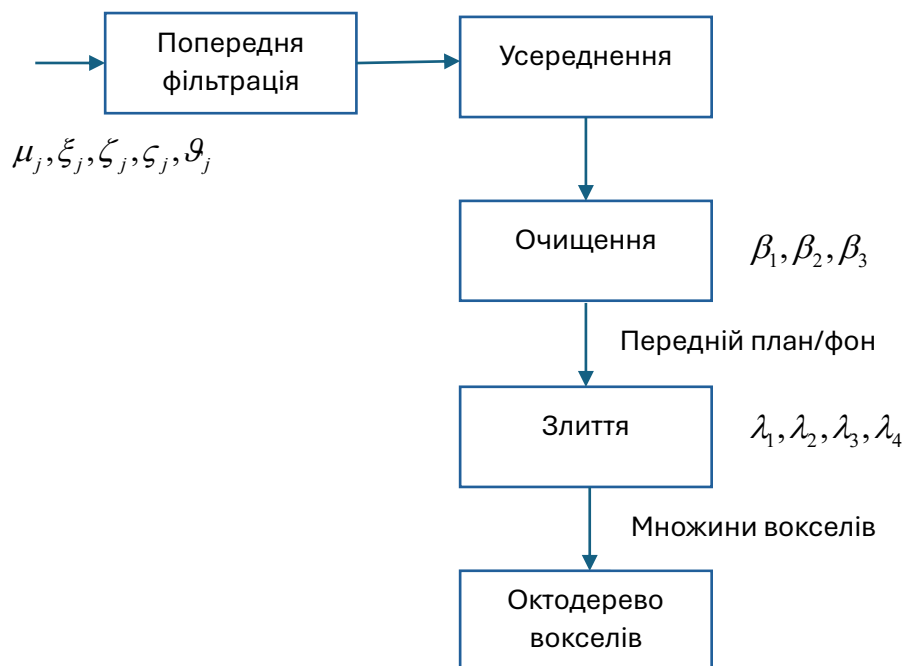


Рисунок 2.11. Аналіз сцени

Для цього спершу проводиться попередня фільтрація, за результатами якої всі комірки, які мають невідповідно низькі значення інтенсивності або насиченості, які менші відповідних обмежень δ_1 та δ_2 , мають бути відфільтровані.

Далі виконується усереднююче зрощення, під час якого вектори впевненості, розраховані на основі вхідних зображень для кожного вокселя, за умови їх подібності з відхиленням не більше δ_3 , усереднюються, тобто

заміняються простим середнім арифметичним, а потім об'єднуються в просторовій моделі октодерева вокселів.

На етапі *уточнення* впевненості щодо полум'я та злиття даних на основі коефіцієнтів Λ , ознак поганої погоди W і денного часу D уточнюють достовірність ознаки полум'я η_j для кожного вокселя g_j , пов'язаного з областю переднього плану або підозрілою областю.

У денний час і за гарних погодних умов впевненість у наявності полум'я на передньому плані дорівнює $\eta_j = \xi_j$, тоді як впевненість у наявності полум'я для підозрілих клітин становить $\eta_j = \lambda_1 \cdot \mu_j + \lambda_2 \cdot \xi_j$.

У нічний час і за поганих погодних умов впевненість у наявності полум'я для переднього плану становить $\eta_j = \lambda_3 \cdot \mu_j + \lambda_4 \cdot \xi_j$, тоді як для підозрілих областей $\eta_j = \mu_j$.

У більшості випадків доцільно використати значення коефіцієнтів $\lambda_1 = -\zeta_j$ і $\lambda_4 = \zeta_j$. В результаті замінюємо пару оцінок μ_j і ξ_j у всіх векторах впевненості $\Xi_j \in \Xi$ на оцінку достовірності ознаки полум'я η_j .

На етапі *класифікації* вокселі $I = \{g_j\}_{j=0}^m$ класифікують за їх станом на підставі 3D-вектора спостереження Ξ , використовуючи ЗНМ, побудовану на основі моделі YOLOv8.

Вхідними даними є вектор впевненості, значення H , S та I для пікселів трьох останніх послідовних кадрів зображення $(i-1, i, i+1)$ та ознаки поганої погоди W і денного часу D .

На виході отримуємо ступінь подібності вхідних даних до зразків відповідних ознак.

Нехай $\Phi = \{\tilde{\varphi}_i\}_{i=1}^7$ – сімейство нечітких множин $\tilde{\varphi}_i$, кожне з яких містить усі вокселі $g_j \in I$, стан яких є ω_i . На останньому етапі виконуємо *фазифікацію*, щоб розкласти вихід ЗНМ на нечіткі множини сімейства Φ , використовуючи трикутні функції приналежності для визначення ступеня приналежності вокселя g_j певній нечіткій множині $\tilde{\varphi}_i \in \Phi$.

Висновки до розділу

1. В другому розділі запропоновано новий підхід до ДЗ ЛП групою БПЛА, що полягає у спільному використанні оптичних та ІЧ камер, а також атмосферних лідарів, що дає можливість за допомогою лідарів декількох БПЛА визначати глибину ХД, а за допомогою стереозйомки камерами визначати глибину ВФ.

2. Розроблено тривимірну динамічну просторову модель, засновану на рекурсивному восьми-елементному поділі простору та ієрархічній структурі вокселів, що дозволило забезпечити достатню точність при прийнятній продуктивності.

3. Визначено множину можливих станів вокселів та запропоновано алгоритм їх класифікації, заснований на використанні шестиканальної системи обробки зображень, що містить інфрачервоний, два основних і два додаткові оптичні канали, а також каналу обробки даних з лідару.

4. Представлено метод обробки даних, заснований на чотирьох-етапному алгоритмі обробки зображень у ІЧ каналі та шести-етапному алгоритмі обробки зображень у оптичних каналах, що дозволяє визначити стан вокселя в динамічній просторовій моделі.

5. Розроблено метод, що на підставі результатів обробки зображень у шести каналах обчислює тривимірний вектор спостереження та обчислює масив векторів впевненості, за допомогою якого визначається стан вокселів.

6. Запропоновані моделі і методи дозволяють врахувати вплив вітру, диму та вогню, турбулентності та вібрації, а також перешкоди, викривлення та спотворення зображень, забезпечуючи при цьому достатню точність визначення ВФ ЛП та зберігаючи продуктивність, прийнятну для роботи системи моніторингу ЛП в реальному часі, що підвищує ситуаційну обізнаність про розвиток ЛП, напрямки та швидкість її поширення при плануванні заходів реагування та протидії.

РОЗДІЛ 3.

ВДОСКОНАЛЕННЯ МОДЕЛІ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Оскільки найбільш важливою функцією під час обробки даних під час ДЗ ЛП є функція класифікації вокселів за станом (табл. 2.1), від її реалізації суттєво залежить можливість виконувати задачу моніторингу ЛП в режимі реального часу.

Так як класифікацію вокселів в просторовій моделі виконують за допомогою ЗНМ, від застосованої моделі залежить, чи буде досягнуто компроміс між точністю розпізнавання присутності ознак та продуктивністю процесу обробки даних.

В [142, 143] було досліджено можливість використання моделі ЗНМ YOLO; автори прийшли до висновку, що в стандартному варіанті цієї моделі її продуктивність для роботи в режимі реального часу є замалою.

Отже, треба вдосконалити модель ЗНМ для забезпечення продуктивності, достатньої для обробки даних в реальному часі.

На початкових етапах впровадження методів обробки зображень та машинного навчання в першу чергу визначали набори ознак, пов'язаних із ЛП, такі як полум'я, відблиски, задимлення. Ці ознаки оброблялись відповідними алгоритмами для ідентифікації осередків горіння.

Однак, таких ознак виявилось багато, і майже всі вони є динамічними, що потребувало вирішення задачі ідентифікації за наявності неповної та неточної інформації про наявність ознак.

Так, в [144] запропоновано модель опорних векторів (PreVM), яка ефективно розв'язує проблему ідентифікації нетипових для ЛП зразків даних.

В [145] використано додаткові (екологічні) параметри та зенітний кут сонця для підвищення точності класифікації ЛП за допомогою випадкових лісів. Однак, ці підходи не гарантують визначення оптимального набору ознак, оскільки залежать від вибору ознак вручну, що вимагає і значних експертних знань, і достатньо значного часу.

Отже, на наступних етапах впровадження методів обробки зображень та машинного навчання почали застосовувати алгоритми глибокого навчання, які мають суттєву перевагу, дозволяючи автоматично вилучати складні подання ознак із необроблених даних [146].

Методи глибокого навчання [147, 148] використовують штучні нейронні мережі (НМ), що дозволяє ефективно аналізувати дані, розпізнавати закономірності та приймати рішення [149].

У задачах ідентифікації і моніторингу ЛП використовують двоетапні [150] та одноетапні [151] алгоритми глибокого навчання.

Двоетапні алгоритми спочатку визначають потенційні ділянки горіння, а потім уточнюють їхню класифікацію та коригують регресію просторових обмежувальних рамок [152]. Їх недоліком є значні обчислювальні витрати як на навчання, так і на отримання висновків, що унеможлиблює їх застосування в режимі реального часу.

Одноетапні алгоритми, зокрема YOLO [153], забезпечують швидке виявлення завдяки використанню анкерів для прогнозування положення та класифікації об'єктів.

Механізми уваги [154] дозволяють НМ вибірково зосереджуватися на певній інформації при обробці величезної кількості вхідних даних і дають змогу ефективно обробляти великі масиви даних. Як наслідок, вони широко використовуються в поєднанні з НМ типу YOLO.

Наприклад, в [155] інтегровано Swin Transformer і механізм уваги в мережу YOLOX, що підвищило точність виявлення до 92,26%. Проте запропонований підхід все ж залишається обчислювально затратним, має значну кількість параметрів і вимагає ще більше обчислювальних ресурсів, що не сприяє ідентифікації ЛП у реальному часі.

В [156] розглянуто проблему низької точності розпізнавання та запропоновано модель FCDM на основі YOLOv5, яка покращила здатність виявлення різних типів ЛП шляхом модифікації функції втрат обмежувальної просторової рамки та запровадженням механізму згорткового блоку уваги.

В [157] представлено модель LMDFS на основі YOLOv7, що вдосконалює можливості визначення функції диму за рахунок використання механізму координації уваги та механізму підвищення дискретизації функції повторного складання з урахуванням вмісту. Точність було покращено на 5,9% порівняно з базовою моделлю YOLOv7, однак, модель має обмеження, коли стикається з нетиповими (нерегулярними) зображеннями ЛП або невеликими за розміром ЛП.

З проведеного аналізу можна зробити висновок, що незважаючи на інтенсивні дослідження і значний прогрес у розробці алгоритмів машинного навчання та комп'ютерного зору, використання НМ для ДЗ ЛП з БПЛА продовжує стикатися з проблемами.

По-перше, динаміка руху БПЛА, його вібрації посилюють заплутаність фону на зображеннях.

По-друге, ця заплутаність суттєво ускладнюється такими факторами, як непередбачувані метеорологічні обставини, коливання освітленості, наявність хмар, туману та диму, що додає впливу факторів невизначеності.

По-третє, існує певне протиріччя між складністю структури ЗНМ, яка може допомогти подолати неточність і невизначеність спостереження, та обчислювальною складністю ЗНМ, що перешкоджає роботі алгоритму в режимі реального часу.

Розглянемо шляхи подолання названих проблем.

Зважаючи на необхідність балансування між ефективністю та обчислювальною складністю, щоб подолати вищеназвані проблеми, необхідно розробити полегшений алгоритм ДЗ з БПЛА для моніторингу ЛП, що дозволяє досягти певного компромісу між ефективністю, що забезпечується завдяки мінімізації кількості параметрів, і збереженням високої точності ідентифікації осередків горіння при забезпеченні можливості роботи алгоритму в режимі реального часу.

Розглянемо питання вдосконалення одноетапного алгоритму глибокого навчання, заснованого на YOLOv8, для вирішення задач ДЗ ЛП, який

задовільнив би вимогам точності ідентифікації при збереженні продуктивності, достатньої для здійснення моніторингу в реальному часі.

Щоб подолати проблему обчислювальної складності, оптимізуємо магістральну архітектуру ЗНМ, що суттєво зменшує складність мережі та обчислювальні вимоги.

Щоб подолати проблему великої кількості вхідних даних, застосуємо механізм зосередження уваги для підвищення точності виявлення ЗНМ дрібних об'єктів спостереження.

Нарешті, щоб подолати вплив багатьох факторів невизначеності, використаємо механізм семантичної сегментації для покращення розпізнавання осередків горіння у складних умовах.

Це дозволить підвищити точність ідентифікації осередків горіння у складних умовах спостереження під час ДЗ з БПЛА за рахунок використання полегшеного алгоритму обробки даних, що дозволяє досягти компромісу між ефективністю та точністю, дозволяючи здійснення моніторингу ЛП в реальному часі.

3.1. Принципи роботи та архітектура YOLOv8

В основу роботи покладено модель ЗНМ для виявлення об'єктів, класифікації зображень і сегментації зразків YOLOv8 [158], яка використовує глибоке навчання для ідентифікації об'єктів на зображеннях, забезпечуючи баланс між швидкістю обробки та точністю прогнозування.

Популярність моделі YOLO пояснюється достатньо високою точністю при збереженні порівняно невеликого її розміру. Моделі YOLO можна навчати на одному GPU і розгортати з низькими витратами на периферійному обладнанні або в хмарі.

Залежно від глибини та ширини ЗНМ її можна представити п'ятьма різними фреймворками: YOLOv8n, YOLOv8l, YOLOv8s, YOLOv8x і YOLOv8m. Враховуючи вимоги до ДЗ ЛП у реальному часі, нами обрано полегшену модель YOLOv8n (нано) та оптимізовано саме її.

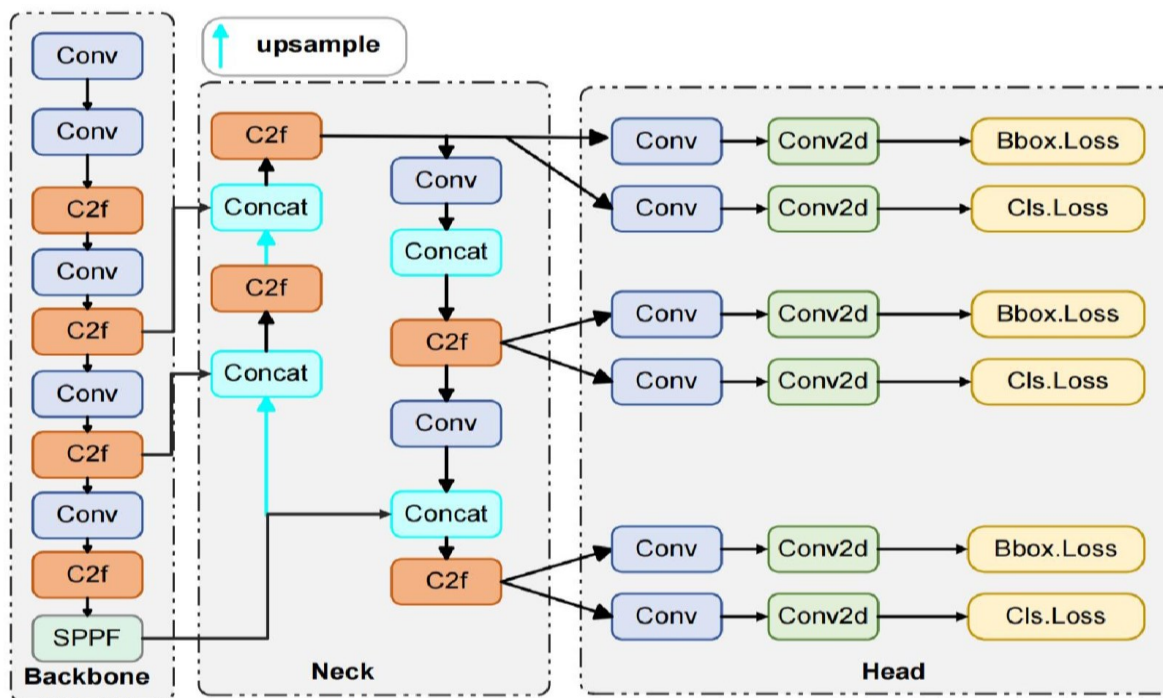


Рис. 3.1. Структура YOLOv8:

Conv – операція згортки;

C2f – операція CSPDarknet53 до 2-ступеневої пірамідної мережі;

Conv2d – операція 2-вимірної згортки;

SPPF- операція об'єднання просторових пірамід.

Структура YOLOv8n в основному поділяється на чотири рівня: вхідний, магістральний, проміжний та вихідний, як показано на рис. 3.1.

Принцип роботи YOLOv8 базується на одноетапному підході до виявлення об'єктів. На відміну від двоетапних методів типу R-CNN, які спочатку генерують регіони-кандидати, а потім класифікують їх, YOLO обробляє зображення як єдине ціле.

Ключові принципи роботи моделі:

1. Розбиття зображення на рівномірну сітку, де кожна її комірка відповідає за прогнозування об'єктів, центр яких знаходиться в межах цієї області.
2. Єдине одноетапне проходження через мережу для одночасного визначення класу, координат обмежувальної рамки та ймовірності присутності об'єкта.

3. Застосування анкерних боксів для ефективного розпізнавання об'єктів різних розмірів і форм.

4. Застосування сучасних механізмів уваги, які покращують точність визначення об'єктів за рахунок фокусування на релевантних частинах зображення.

Модульна архітектура YOLOv8 складається з кількох основних компонентів:

- Backbone (основа мережі, магістральний рівень), що використовує вдосконалену архітектуру CSPDarknet, яка поєднує ефективність традиційних згорткових нейронних мереж (CNN) з механізмом залишкових зв'язків (ResNet), що зменшує кількість параметрів та обчислювальні витрати, забезпечуючи високу продуктивність.

- Neck (проміжний рівень), що використовує компоненти PAN (Path Aggregation Network) та FPN (Feature Pyramid Network), які покращують збереження просторової інформації та злиття ознак з різних рівнів абстракції, що підвищує якість розпізнавання дрібних об'єктів.

- Head (вихідний рівень), що відповідає за генерацію прогнозів, включаючи координати обмежувальних рамок, класифікацію об'єктів та оцінку впевненості.

Порівняно з попередніми версіями, в YOLOv8 застосовано низку вдосконалень а саме [158]:

- використано нову стратегію прогнозування для кращої адаптації до складних фонових сцен;

- використано ЗНМ GhostNet для оптимізації обчислень і зменшення числа параметрів;

- запроваджено додаткові механізми нормалізації для стабілізації навчання;

- покращено функції втрат для найкращого узгодження обмежувальних рамок із реальними об'єктами;

- оптимізовано структуру моделі, що дозволяє використовувати НМ на вбудованих пристроях та мобільних процесорах, що є дуже важливим для досягнення поставленої нами мети.

Вхідний рівень виконує задачу обробки зображень ДЗ ЛП за допомогою операцій доповнення даних. Ці операції, серед іншого, забезпечують налаштування відтінку, масштабування та мозаїчне доповнення даних, що полягає у випадковому виборі регіонів із чотирьох різних зображень, а потім об'єднанні цих регіонів у нове зображення після випадкового обрізання та масштабування.

Магістральний рівень відповідає за вилучення ключових ознак із зображення та складається із модулів згортки Conv, НМ CSPDarknet53, згорткових 2-ступеневих блоків C2f, що формують піраміди, і модулів об'єднання просторових пірамід SPPF.

CSPDarknet53 – це згорткова НМ та магістраль для виявлення об'єктів, яка використовує модель DarkNet-53 (глибиною 53 шари) та працює за стратегією поділу та злиття CSPNet, спочатку розділяючи карту ознак базового рівня на дві частини, а потім об'єднуючи їх за допомогою проміжної ієрархії, що забезпечує більш градієнтний потік через мережу [159].

Модуль Conv обробляє дані за допомогою операцій згортки, пакетної нормалізації BN і функцій активації сигмоїдної лінійної одиниці SiLU.

Модуль C2f покращує розповсюдження градієнта та доповнює потік інформації в мережі вилучення ознак завдяки інтеграції міжрівневих з'єднань.

Модуль SPPF використовує три послідовні операції об'єднання для зниження обчислювальних вимог, зберігаючи при цьому багатомасштабну інформацію і таким чином розширюючи поле сприйняття.

Основна функція проміжного рівня полягає в досягненні міжвимірної інтеграції функціональних ознак, що може ефективно об'єднувати відображення ознак на різних рівнях, забезпечуючи точне збереження просторової інформації завдяки використанню мережі піраміди ознак (FPN) і мережі агрегації шляхів (PAN). Цей рівень дозволяє моделі більше

зосереджуватися на інформації про цільову функцію, значно покращуючи ефективність виявлення [150].

Вихідний рівень виконує задачу формування остаточних результатів виявлення цільових об'єктів, використовуючи детальні відображення ознак, отримані з проміжного рівня, для визначення положення обмежувальної просторової рамки, ймовірності категорій та іншу необхідну інформацію для кожної з ознак. Вихідний рівень використовує механізм NMS [161] для видалення можливих дублікатів, зберігаючи при цьому точні результати прогнозування.

3.2. Вдосконалення операцій згортки на магістральному рівні

Враховуючи важливість якнайшвидшого виявлення ЛП для запобігання її швидкому поширенню, ефективність ідентифікації є критичним фактором, який слід неодмінно враховувати при оцінці алгоритму ідентифікації ознак.

Магістральний рівень мережі моделі YOLOv8n використовує низку послідовних операцій згортки (рис. 3.1), збільшуючи тим самим кількість каналів і розширюючи поле сприйняття, однак, внаслідок цього збільшується кількість параметрів моделі та її обчислювальна складність, що зовсім не сприяє вирішенню задачі у реальному часі.

Підвищити ефективність розпізнавання цільових об'єктів та ідентифікації ознак горіння можна шляхом впровадження більш ефективних згорткових мереж, вдосконалюючи безпосередньо операції згортки.

Пропонується оптимізувати магістральний рівень мережі YOLOv8n, замінюючи стандартні операції згортки Conv модулями GhostNetV2 [162] і «полегшуючи» тим самим процес екстракції ознак.

Звичайно, це може спровокувати певне зниження точності розпізнавання, але в той же час забезпечить суттєве зниження кількості параметрів моделі та вимог до обчислень.

Як відомо, GhostNetV2 поєднує в собі механізм уваги DFC із модулями Ghost (рис. 3.2), що дозволяє максимально підтримувати продуктивність, зберігаючи легку структуру.

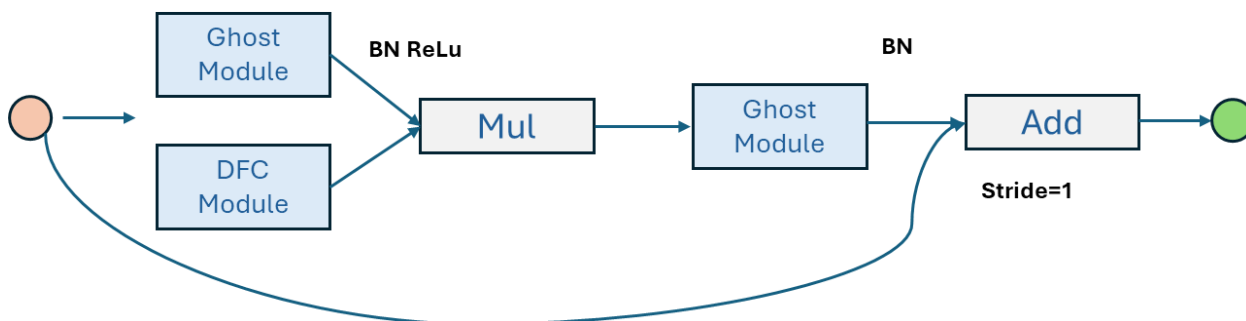


Рис. 3.2. Структура GhostNetV2

Увага (attention) в технологіях машинного навчання є механізмом, за допомогою якого обчислюються «м'які» ваги для певної ознаки, точніше, для її вкладення у контекстному вікні.

У GhostNetV2 ці ваги обчислюються послідовно, як прийнято у рекурентних НМ. Однак, «м'які» ваги можливо обчислити паралельно, що і пропонується в роботі, завдяки чому ці ваги можуть змінюватися в процесі кожного наступного циклу виконання, замість того, щоб зберігатися статичними після завершення тренування НМ.

Застосування механізму DFC дозволяє подолати відомий недолік прихованих виходів рекурентних НМ, які завжди віддають перевагу найсвіжішим кадрам зображення, пригнічуючи більш ранні кадри.

Обчислення уваги дозволяє прихованому рівню мати рівний доступ до будь-якої частини зображення безпосередньо, а не через попередній прихований стан (рис. 3.3).

Механізм уваги DFC використовує динамічні фільтри для зважування ознак, виділення з них найбільш важливих і придушення неважливих, а отже, цей механізм динамічно регулює фокус моделі на різних ознаках, тим самим підвищуючи її точність.



Рис. 3.3. Структура уваги DFC.

Зі спрощеної точки зору, механізм уваги DFC розкладає карту уваги на два повністю пов'язані шари (рис. 3.4) та збирає ознаки вздовж горизонтального та вертикального напрямків окремо.

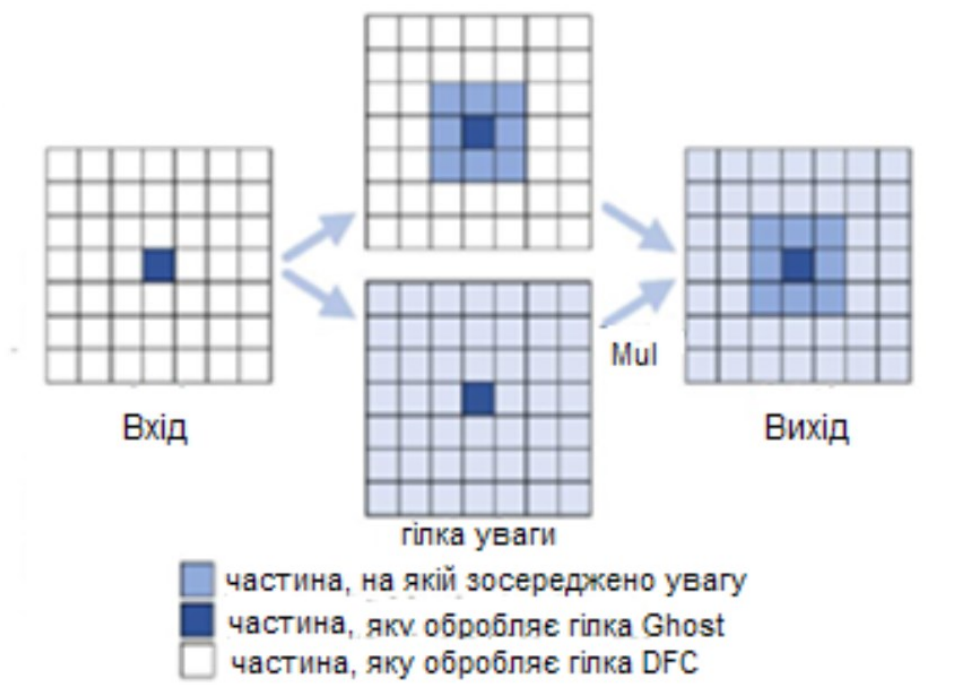


Рис. 3.4. Механізм уваги DFC

Механізм уваги DFC працює наступним чином.

Нехай a'_{hw} і a_{hw} – карти уваги відповідно вертикального та горизонтального напрямку; $\odot$ – операція поелементного множення, W – ширина карти ознак; H – висота карти ознак; F – вагові коефіцієнти у шарі повного зв'язку (FC), що підлягають навчанню, F^W і F^H – трансформаційні ваги вертикального та горизонтального напрямку відповідно.

Тоді

$$a'_{hw} = \sum_{h'=1}^H F_{h,h',w}^H \odot z_{h',w}, \quad h=1,2,\dots,H, \quad w=1,2,\dots,W \quad (3.1)$$

$$a_{hw} = \sum_{w'=1}^W F_{w,h,w'}^W \odot a'_{hw'}, \quad h=1,2,\dots,H, \quad w=1,2,\dots,W \quad (3.2)$$

За рахунок роз'єднання горизонтальних і вертикальних перетворень карти ознак обчислювальна складність модуля DFC знижується до $O(H^2W + HW^2)$, що суттєво покращує обчислювальну ефективність моделі.

Як показано на рис. 3.2, в НМ GhostNetV2 модуль Ghost працює паралельно механізму уваги DFC, їх результати поелементно множаться, що і дозволяє реалізувати вдосконалення та розширення вихідних функцій, фіксуючи залежності між пікселями в різних просторових локаціях на дальній відстані.

Після паралельного виконання модуля Ghost і механізму DFC вихідні функції зменшуються, оскільки є потреба зменшити просторовий розмір відображення, що відповідно зменшує обсяг обчислень та використаної пам'яті. З іншого боку, це збільшує поле сприйняття, надаючи можливість захоплення ширшого діапазону контекстних даних та мінімізуючи втрати градієнта.

Роботу модуля GhostNetV2 можна додатково вдосконалити, підвищуючи обчислювальну ефективність, якщо ввести додаткову згортку по глибині (рис. 3.5) вже після операції поелементного множення, тоді розмір

вихідної функції може бути відновлено модулем Ghost, що дозволить забезпечити узгодженість із вхідними даними. Назвемо таку структуру GhostNetV21.

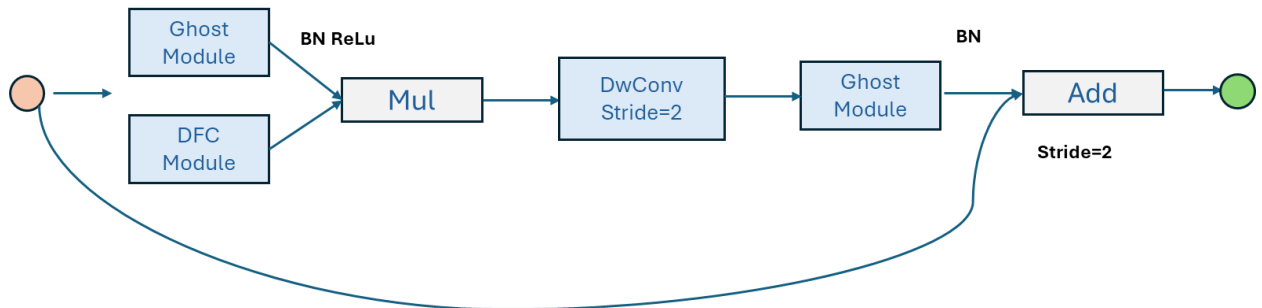


Рис. 3.5. Вдосконалена структура GhostNetV21

3.3. Вдосконалення операцій C2f на магістральному рівні

У контексті моніторингу ЛП наявність невеликих за розміром осередків займання є їх первинною ознакою, тож важливо їх швидко ідентифікувати.

Однак, чим більше ми «полегшуємо» модель YOLOv8n обчислювально, спрощуючи її структуру, тим більше обмежуємо точність в задачі виявлення ознак невеликих ЛП.

Зберегти достатню точність розпізнавання, не ускладнюючи модель, можливо, якщо додатково до заміненних на GhostNetV21 операцій згортки вдосконалити ще й модулі C2f.

C2f означає «Coordinates-To-Features», ці модулі призначено для ефективного перетворення інформації про координати в подання ознак [163].

C2f працює наступним чином (рис. 3.6):

- вхідна інформація проходить перший перехідний шар;
- спрацьовує функція розбиття уздовж розмірності каналів, завдяки чому визначаються значення функцій a і b , які подаються списком y ;
- останній елемент y в циклі передається n разів до послідовності вузькостей, де кожен результат додається до списку y , який після всіх кроків має $n+1$ значень ознак для об'єднання перед переходом до другого перехідного рівня;

- у об'єднується та проходить через другий перехідний рівень.

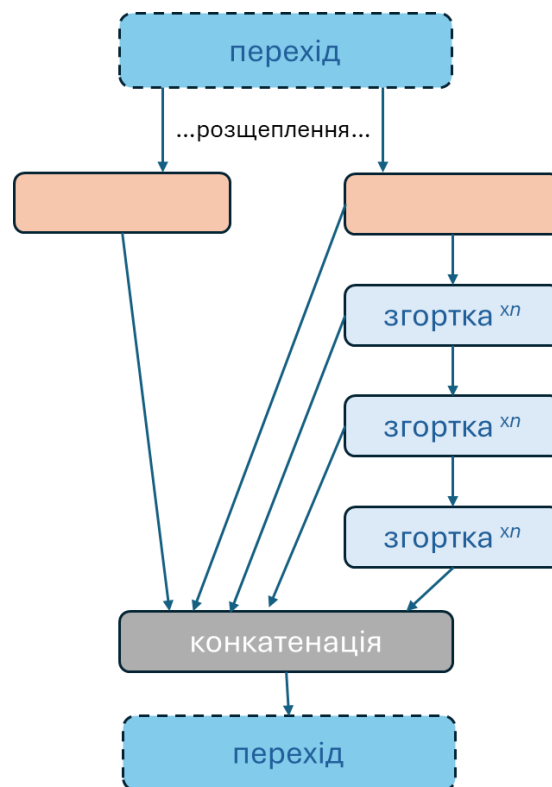


Рис. 3.6. Структура модуля C2f

Вдосконалити модуль C2f можливо наступним чином.

По перше, можна замінити всі згорткові операції, які містяться в цьому модулі, на GhostNetV21, як це було запропоновано в попередньому розділі, що полегшить структуру модуля і підвищить його обчислювальну ефективність.

По друге, у структуру модулів C2f магістральної мережі доцільно додати свої власні механізми уваги, що дозволить вивчати ширший спектр входніх ознак в різних репрезентативних підпросторах, повністю враховуючи контекст зображення, що може підвищити точність ідентифікації ознак для порівняно невеликих просторових об'єктів.

Мережі уваги розроблялися з метою встановлення найвищих кореляцій між ознаками, виходячи з припущення, що вони навчаються цим закономірностям під час тренування. Такі кореляції фіксуються в нейронних вагах або через зворотне поширення, або з самокерованого попереднього тренування, або з керованого тонкого настроювання.

Однак, традиційні механізми уваги безпосередньо обчислюють залежності між елементами всередині послідовності, ефективно фіксуючи глобальну інформацію про зображення, але вивчаючи ознаки лише з одного репрезентативного підпростору, що обмежує в цілому здатність моделі фіксувати різні розмірні характеристики вхідних даних [164].

Пропонується додати до модуля C2f механізм багатоголової самоуваги MHSA [165].

Механізм MHSA є подібним до перегляду простору ознак кілька разів, щоразу зосереджуючись на іншому аспекті, наприклад, ознаках диму, або полум'я, або відблисків. Поєднуючи такого роду зосереджені перегляди, можливо отримати глибше розуміння ознак на зображенні.

Цей механізм використовує кілька головок уваги для захоплення різних аспектів взаємозв'язків у даних, однак, враховуючи вимоги до ефективності обчислень, кількість головок уваги доцільно мінімізувати.

Механізм MHSA забезпечує ефективну фіксацію інформації про ознаки з різних підпросторів, використовуючи паралельно декілька незалежних головок самоконтролю та передаючи їм одночасно для обробки різні ознаки вхідного зображення.

Відомо, що повільну НМ можна навчити за допомогою градієнтного спуску програмувати швидкі ваги іншої НМ через тензорні добутки самопороджуваних шаблонів збудження, які ще називають «ключем» (key) та «значенням» (value) (за аналогією до «FROM» і «TO» в SQL), а відображення уваги швидкими м'якими вагами називають «запитами» (queries) [166].

Нехай у кожній голові модель обчислює перетворення запиту Q , ключа K і значення V вхідних даних X (рис. 3.7), а кожна голова розраховує ваги уваги на основі подібності між запитами та ключами, що реалізується за допомогою операції скалярного добутку, за якою слідує функція softmax.

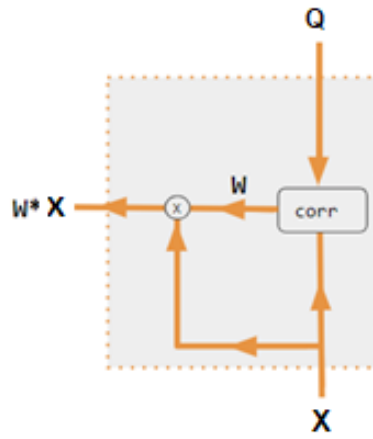


Рис. 3.7. Обчислення ваги уваги

Нехай, W_q , W_k і W_v відповідають навченим ваговим матрицям Q , K , V відповідно, d_k - розмірність ключа, або його масштабний коефіцієнт. Тоді стандартна масштабована скалярно-добуткова увага для кожної голови визначається як:

$$Q = W_q X ; K = W_k X ; V = W_v X \quad (3.3)$$

$$head_k = Attention_k(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right) \cdot V \quad (3.4)$$

Функція softmax використовується для перетворення показників уваги в розподіл ймовірностей, гарантуючи, що ваги є позитивними та підсумовуються до 1. Отримані ваги уваги вказують на важливість кожного елемента щодо інших елементів у даних та використовуються для зважування відповідних значень.

Результати, вироблені всіма головами, об'єднуються та проходять через лінійне перетворення для формування остаточного результату:

$$MultiHead(Q, K, W) = Concat(head_1, \dots, head_n) \cdot W^T \quad (3.5)$$

Вдосконалену структуру модуля C2f, яка використовує запропонований механізм самоуваги у вигляді шару НМ, представлено на рис. 3.8, де кожен

голову механізму MHSA реалізовано окремим шаром, а останній шар традиційного модуля C2f замінено на шар самоуваги.

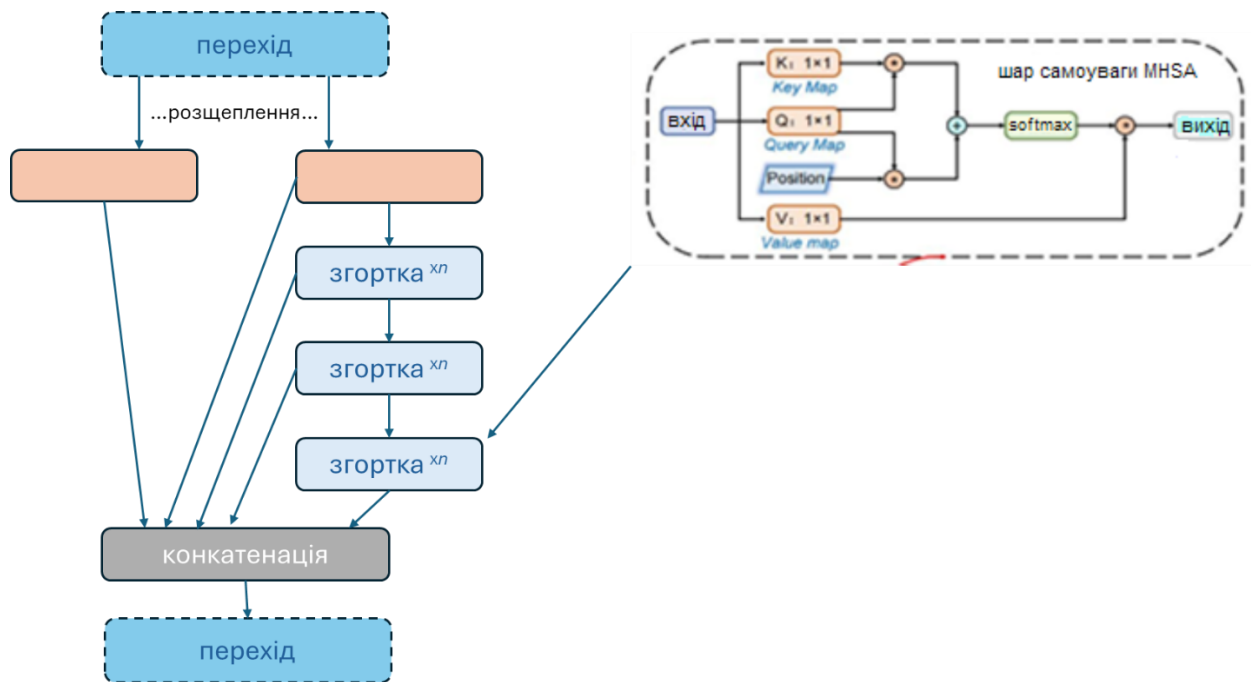


Рис. 3.8. Структура вдосконаленого модуля c2f з механізмом MHSA

3.4. Вдосконалення операцій C2f на проміжному рівні

Під час ДЗ умови освітлення можуть дуже відрізнятися внаслідок складності природного середовища, наприклад, деś може бути пряме сонячне світло, а деś тінь, що ускладнює розпізнавання ознак.

Крім того, різноманітність ландшафту в лісі, в тому числі видів дерев, кущів і рельєфу місцевості, ускладнює розрізнення осередків ЛП від їх природного фону, що висуває більш суворі вимоги до точності моделі.

Хоча модель YOLOv8n використовує у проміжному шарі структури C2f для злиття семантичної інформації з різних шарів і масштабів, що до певної міри покращує ефективність виявлення осередків ЛП за допомогою вилучення ознак і міжрівневих зв'язків та підвищує продуктивність розпізнавання ознак, таке рішення суттєво збільшує обчислювальну складність моделі та негативно впливає на кількість параметрів.

Для того, щоб ефективно розрізняти ознаки диму і полум'я на складному фоні та пригнічувати фоновий шум, пропонується вдосконалити модулі C2f проміжного рівня моделі YOLOv8, доповнивши їх механізмом уваги до особливостей ознак полум'я.

Враховуючи поставлену нами задачу, доцільно використати механізми самоуваги, що можуть бути використані для семантичної сегментації при обробці просторової інформації в згорткових НМ.

Безумовно, мережа згорткової самоуваги, що використовує обчислювально легкі згорткові операції, має бути більш ефективною при обробці просторової контекстної інформації, ніж традиційно застосовувані трансформаційні механізми [167].

Одним з найбільш ефективних механізмів даного класу є механізм SegNeXt Attention [168].

Механізм привернення уваги SegNeXt покращує здатність моделі обробляти просторові зв'язки та складний фон у зображеннях за рахунок використання одночасно декількох масштабів, а застосований в цьому механізмі кодер-декодер використовує прогресивний ієрархічний підхід для обробки зображень, представлений на рис. 3.9.

Під час фази кодування для вхідного зображення здійснюють поступове зниження дискретизації за допомогою згорткових і об'єднуючих шарів, які зменшують просторові розміри зображення, водночас роблячи акцент на інформації про ознаки, що дозволяє отримати більш глибокий результат семантичної сегментації.

В структурі кодера застосовано алгоритм мульти-масштабної згортки уваги MSCA (Multi-Scale Contextual Attention), який складається з поглибленої згортки, яка агрегує локальну інформацію, розгалуженої поглибленої згортки, яка фіксує мульти-масштабний контекст, та згортки 1×1 , що моделює зв'язки між різними каналами.

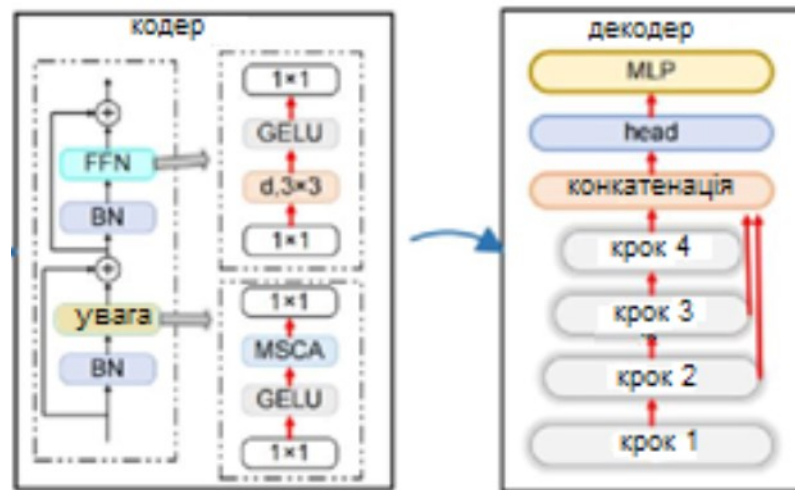


Рис. 3.9. Структура кодер-декодер механізму SegNeXt

Застосування механізму MSCA покращує сприйняття моделлю цільових об'єктів шляхом зважування карт об'єктів для виділення важливих просторових областей і придушення нерелевантного фону, що забезпечує більш точну локалізацію та розпізнавання осередків горіння (займання).

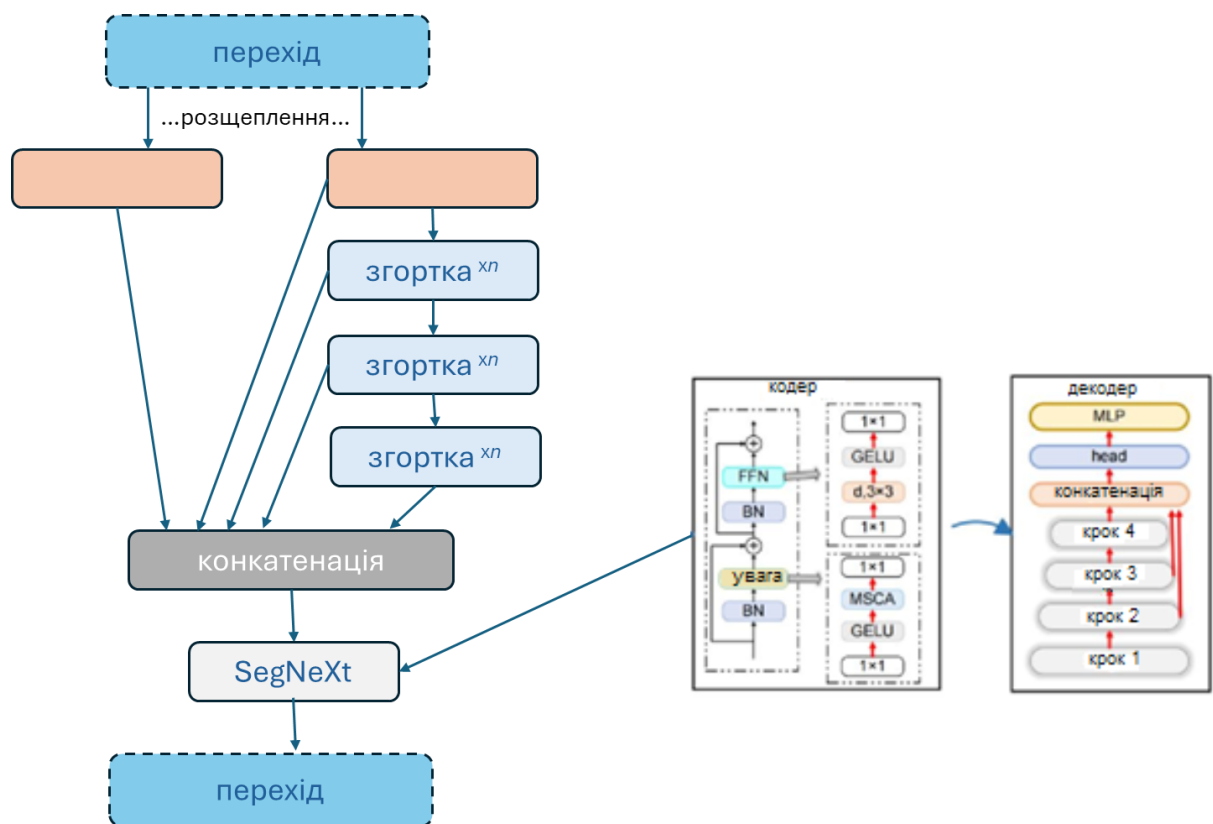


Рис. 3.10. Структура вдосконаленого модуля c2f з механізмом SegNeXt

Нехай $Attention$ і Out відповідно карта уваги та вихід, F представляє вхідну функцію, $\otimes$ – операція поелементного множення матриці, $DW - Conv$ означає згортку по глибині, $Scale_i$ – зв'язок ідентичності, $i \in \{0,1,2,3\}$ позначає i -ту гілку.

Тоді

$$Attention = Conv_{1 \times 1} \left(\sum_{i=0}^3 Scale_i (DW - Conv(F)) \right) \quad (3.6)$$

$$Out = Attention \otimes F \quad (3.7)$$

На етапі декодування механізм SegNeXt поступово відновлює просторову роздільну здатність зображення за допомогою серії операцій підвищення дискретизації та згорткових шарів, використовуючи глибинні семантичні характеристики, отримані на етапі кодування.

На цьому етапі використовуються методи об'єднання ознак, що поєднують глибоку семантичну інформацію з фази кодування з функціями високої роздільної здатності з фази декодування, підвищуючи деталізацію реконструйованих карт ознак.

Унікальні міжшарові з'єднання SegNeXt гарантують, що навіть у випадках перенасичених деталей зображення або складного фону модель може ефективно визначати цільові області.

Використання карт високої роздільної здатності на виході декодера дозволяє механізму самоуваги генерувати більш точні результати, досягаючи ефективного виявлення та розпізнавання ознак ЛП на складному фоні спостереження.

Для полегшення структури декодера на вході використовується багатошаровий перцептрон MLP, а ознаки з останніх трьох етапів агрегуються, зберігаючи високу обчислювальну ефективність моделювання контексту.

Механізм SegNeXt може бути ефективно вбудовано у традиційний модуль C2f проміжного рівня моделі YOLOv8, як показано на рис. 3.11, що

дозволяє інтегрувати ознаки різних рівнів, гарантуючи, що, ефективно розпізнаючи глобальну форму ЛП, він при цьому може точно ідентифікувати межі та деталі осередків горіння.

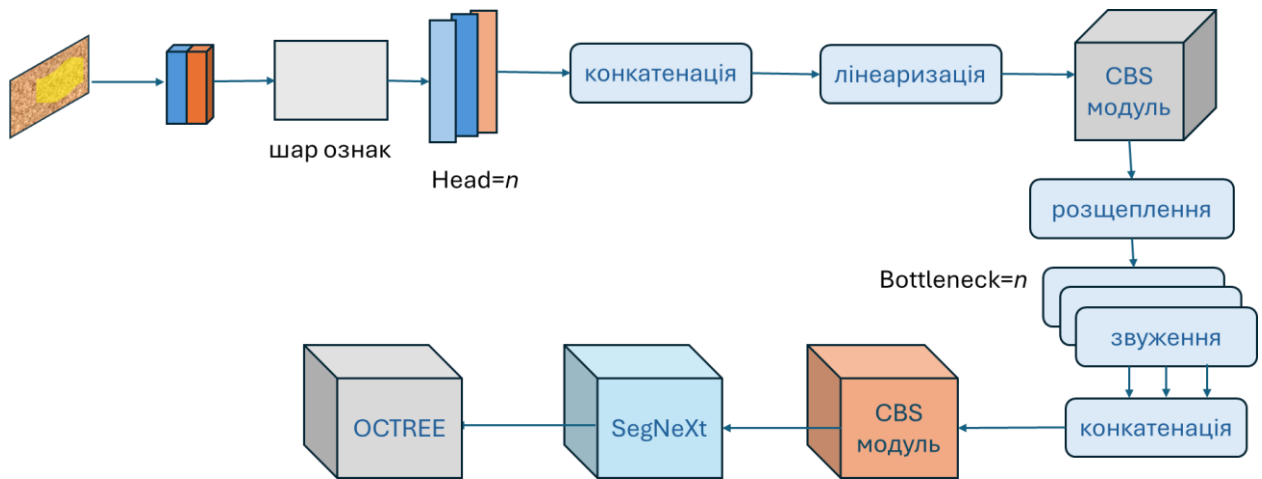


Рис. 3.11. Обробка даних вдосконаленою згортковою нейронною мережею

Модуль CBS, на відміну від традиційної послідовності функцій згортки, пакетної нормалізації та активації SiLu (Conv2d+BatchNorm2d+SiLU), виконує згорткове перетворення GhostNetV21+BatchNorm2d+SiLU.

Модулі SPPF на магістральному рівні вдосконаленої НМ складаються з трьох рівнів Maxpool та двох CBS [166].

3.5. Експериментальне дослідження

Модель YOLOv8 містить значну кількість згорткових операцій, завдяки чому схильна до неефективних обчислень.

Відповідно, збільшення обчислювального навантаження не сприяє вирішенню задачі ДЗ ЛП у реальному часі.

Запропонована вдосконалена модель згорткової НМ, названа YOLOv8N, містить низку архітектурних вдосконалень, які мають зменшити її обчислювальну складність, забезпечуючи продуктивність, достатню для ДЗ ЛП в реальному часі, при збереженні достатньо високої точності для ідентифікації осередків горіння малого розміру, які звичайно виникають на початковому етапі ЛП.

Однак, баланс точності і ефективності досягти не просто: якщо для підвищення продуктивності моделі зменшувати кількість параметрів на магістральному рівні, модель буде втрачати багато детальної інформації малого масштабу, втрачаючи при цьому можливість ідентифікувати осередки горіння малого розміру, і навпаки.

Отже, запроваджені в моделі YOLOv8N новації і архітектурні вдосконалення потребують експериментального дослідження.

Експеримент проводився на прототипі тактичної системи моніторингу ЛП [67-69], що заснована на мережі персональних комп'ютерів (у останній версії – процесор Intel Core i7-14700K 3.4GHz/33MB, 32ГБ оперативної пам'яті, відеокарта NVIDIA GeForce RTX4090, 24ГБ відеопам'яті).

ЗНМ реалізовано на основі існуючої моделі YOLOv8n мовою Python з використанням бібліотеки PyTorch.

Оцінку точності моделі виконували за чотирма традиційними метриками: влучність P , повнота R , середнє гармонійне $F1$ та точність $Accuracy$.

Влучність P вимірює частку фактичних осередків ЛП, правильно ідентифікованих моделлю, повнота R подає частку осередків ЛП, правильно ідентифікованих моделлю, серед усіх фактичних позитивних зразків, $F1$ є гармонійним середнім значенням влучності та повноти, що забезпечує усереднене уявлення про загальну продуктивність моделі, а точність $Accuracy$ є часткою всіх правильно класифікованих даних (позитивних і негативних результатів).

Показники точності обчислювались наступним чином:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (3.8)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (3.9)$$

$$F1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (3.10)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (3.11)$$

де TP – істинно-позитивний результат: кількість справжніх спрацьовувань, тобто кількість осередків ЛП, правильно виявлених моделями;

TN – істинно-негативний результат, коли певна ділянка, на якій немає ЛП, класифікована як така, що не містить ЛП;

FP – хибно-позитивний результат: кількість помилкових спрацьовувань, що вказує на виявлення моделями осередків ЛП, які насправді не є пожежами;

FN – кількість хибно негативних результатів, яка вказує на те, що модель не виявила осередки ЛП, які насправді існують.

Крім того, було досліджено кількість параметрів моделі N (включаючи вагові коефіцієнти та зміщення) та кількість операцій з плаваючою комою за секунду (FLOP) для подальшого вимірювання складності та обчислювальних вимог: показник FLOP безпосередньо визначає швидкість навчання та логічного висновку моделі глибокого навчання – чим він більше, тим вищі обчислювальні потреби моделі та суворіші вимоги до апаратного забезпечення.

Експеримент проводився для порівняння запропонованої моделі YOLOv8N з моделлю YOLOv8n.

Для аналізу було вибрано загальнодоступний великий набір даних ДЗ із зображеннями ЛП M4SFWD, знятих з точки зору БПЛА [169].

Він містить різні типи місцевості, метеорологічних умов, інтенсивності освітлення та різноманітні ЛП, всього 3974 зображень з ознаками вогню і диму. Зображення мають різні розміри, щоб задовольнити різноманітні сценарії експерименту.

Всі зображення були проаналізовані в їх реальному розмірі.

Набір даних ретельно досліджувався, і всі випадки вогню та диму інтерпретувалися вдосконаленою моделлю.

В процесі експерименту набір даних було розділено на набори зображень для навчання, перевірки та тестування із співвідношенням розподілу відповідно 5:1:1.

Експеримент дав наступні результати (табл. 3.1).

Таблиця 3.1. Результати експерименту

Модель	<i>P</i> , %	<i>R</i> ,%	<i>F1</i> ,%	<i>Accuracy</i> ,%	<i>N</i> , тис.	FLOPs
YOLOv8n	85,3	83,2	87,3	91,4	5	8,7
YOLOv8N	89,6	90,7	92,1	97,3	3	7,1
	+4,3	+7,5	+4,8	+5,9	-2	-1,6

Порівняння отриманих результатів ілюстровано на рис. 3.12, рис. 3.13.

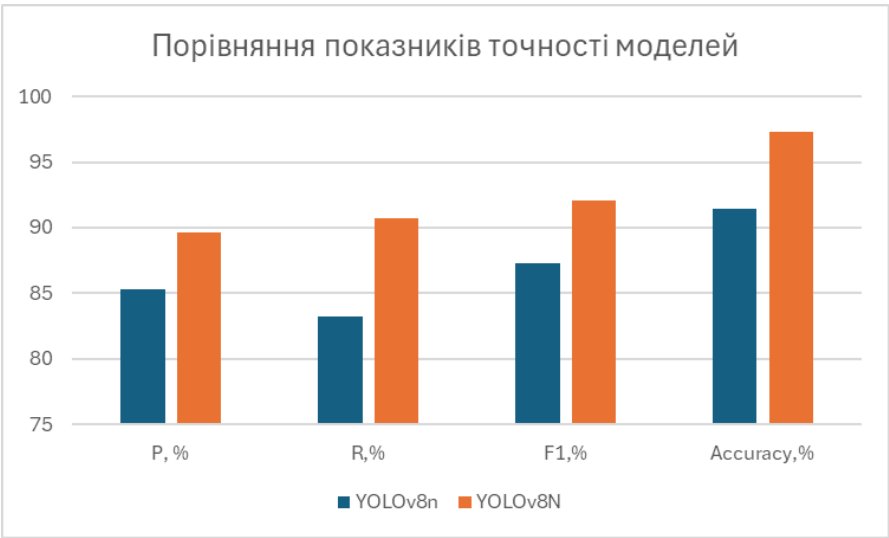


Рис. 3.12. Порівняння отриманих показників точності моделей YOLOv8n та YOLOv8N

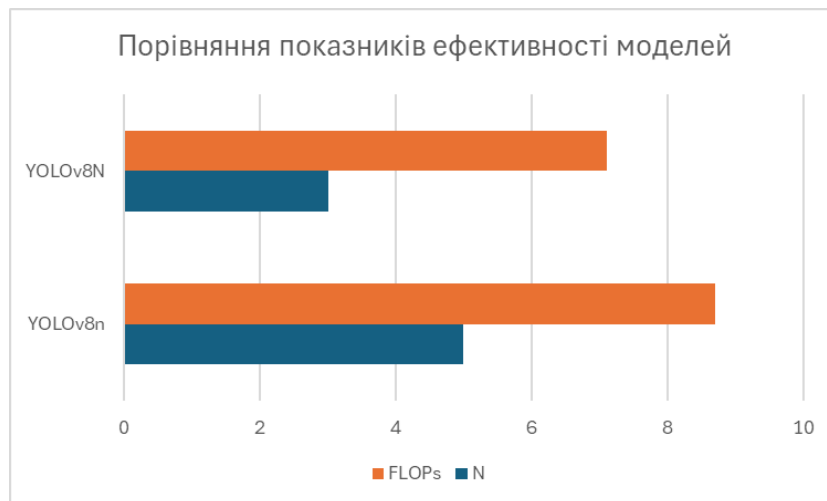


Рис. 3.13. Порівняння отриманих показників ефективності моделей YOLOv8n та YOLOv8N

Експериментальні результати, подані в табл. 3.1, показують, що модель YOLOv8N має кращі показники точності розпізнавання ознак ЛП (влучність, повнота, середнє гармонійне і точність), ніж базова модель YOLOv8n, відповідно на 4,3%, 7,5%, 4,8% і 5,9%.

Це пояснюється, в першу чергу, вдосконаленням магістрального шару, що покращує здатність моделі виявляти невеликі за розмірами осередки ЛП.

Крім того, вдосконалення проміжного шару покращує здатність моделі точно виявляти осередки ЛП на складному фоні.

Заміна звичайних згорткових шарів на GhostNetV21 дозволила зменшити кількість параметрів, зменшуючи обчислювальну складність моделі, що, в свою чергу, дозволило знизити обчислювальні потреби моделі та забезпечити відповідність умовам ДЗ ЛП в реальному часі.

Отже, запропонована модель YOLOv8N значно підвищує точність виявлення ЛП, зберігаючи при цьому достатню продуктивність, що має велике значення для своєчасного виявлення та моніторингу ЛП.

Висновки до розділу

1. Запропоновано «полегшену» з погляду на обчислювальну складність модель розпізнавання осередків ЛП при ДЗ з БПЛА YOLOv8N, яка покращує базову модель YOLOv8n за рахунок застосування:

- на магістральному рівні модуля GhostNetv2 разом з модулем уваги DFC замість традиційної операції згортки Conv, що дозволяє суттєво зменшити кількість параметрів моделі, зберігаючи її продуктивність;

- на магістральному рівні механізму звернення уваги MHSA в операціях C2f, що покращує здатність отримувати ознаки осередків горіння, а отже, підвищує точність виявлення порівняно невеликих за розміром ЛП на різних цільових масштабах зображень за рахунок більш глибокого дослідження різних репрезентативних підпросторів та врахування більш детальної контекстної інформації;

- на проміжному рівні механізму самоуваги SegNeXt в операціях C2f, що дозволяє підвищити точність виявлення ознак ЛП у складних умовах за рахунок акценту уваги на цільові об'єкти на складному фоні, пригнічення шумів і покращення здатності моделі розпізнавати ознаки ЛП на основі поглибленого семантичного контрасту.

2. Запропонована модель YOLOv8N збільшує показники влучності, повноти, середнього гармонійного і точності на 4,3%, 7,5%, 4,8% і 5,9% порівняно з моделлю YOLOv8n, при цьому кількість параметрів зменшується на 40%.

3. Модель YOLOv8N забезпечує достатньо високий рівень точності виявлення ознак ЛП, зберігаючи при цьому баланс між обчислювальною складністю і ефективністю моделі, що гарантує її спроможність працювати в системах ДЗ ЛП з БПЛА в режимі реального часу.

4. Впровадження моделі YOLOv8N для ДЗ ЛП з БПЛА дає ОПР більш точне і надійне візуальне уявлення про динаміку ЛП, а отже, вірогідність прийняття рішення щодо реагування на ЛП підвищується, що робить доцільним практичне використання запропонованої моделі в тактичних системах моніторингу ЛП.

РОЗДІЛ 4.

РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПОБУДОВИ ТРИВИМІРНОЇ ПРОСТОРОВО-ЧАСОВОЇ МОДЕЛІ ВОГНЕВОГО ФРОНТУ В СИСТЕМІ МОНІТОРИНГУ ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ

У попередніх розділах досліджено проблему побудови моделей, методів і алгоритмів ДЗ ЛП з БПЛА. Отримані результати дозволяють вирішити питання обробки даних ДЗ в реальному часі від окремого БПЛА.

До здійснення об'ємного багаторакурсного ДЗ необхідно залучати групу з декількох БПЛА, що ставить проблему інтеграції даних, одночасно отримуваних з декількох БПЛА з різних ракурсів спостереження.

Цей розділ присвячено дослідженню цієї проблеми, розробці відповідного методу інтеграції даних та питанням застосування запропонованих моделей, методів і алгоритмів при створенні інформаційної технології побудови тривимірної просторово-часової моделі ВФ в системі моніторингу ЛП.

4.1. Розробка методу інтеграції даних дистанційного зондування від декількох БПЛА

БПЛА здійснює ДЗ за допомогою бортових сенсорів. Камери дають можливість відзняти зображення, на якому можна розпізнати полум'я. ІЧ камера допомагає ідентифікувати полум'я, вкрите димом. А лідар сканує ПС та будує контур ХД за ознаками відмінності атмосферного середовища, вимірюючи дистанцію до точок, де наявні ознаки диму.

Для здійснення об'ємного багаторакурсного ДЗ використовують стереоспостереження з двох (а можливо і більше) точок простору (рис. 4.1), створюючи з кожної пари БПЛА стереопару, що дає можливість не тільки визначати дистанцію від точки спостереження до точок, де наявні ознаки полум'я і диму, але й оцінювати геометричні параметри (висоту, глибину, ширину) ВФ та ХД.

Оцінка геометрії та руху ВФ є дуже важливою для ОПР. Під час моніторингу ЛП відстеження положення ВФ у часі дає оцінку швидкості розповсюдження ЛП, а відстеження положення ВФ у просторі дає можливість визначити фокальну точку, до якої саме потрібно докласти найбільших зусиль для локалізації і пригнічення ЛП. Відстеження висоти і глибини ВФ дає ОПР можливість отримати оцінку сили (ступеня серйозності) ЛП, а відстеження зміни висоти ВФ у часі дає оцінку динаміки сили ЛП.

В залежності від кількості застосованих БПЛА, одночасно може бути створено від одної до декількох стереопар. Знаючи просторове положення площини зображення кожного БПЛА та стереобазу (відстань між БПЛА у стереопарі), геометрично можна побудувати нормалі зображення та визначити глибину сцени, що дає можливість оцінити відстані між різними цільовими точками сцени, визначаючи геометричні параметри ВФ і ХД.

Для вимірювання параметрів ВФ і ХД залучають групу БПЛА, які зорієнтовані по різні сторони ВФ, як показано на рис. 4.1. Це дасть можливість за допомогою лідарів з двох сторін визначити глибину ХД, а за допомогою стереозйомки камерами з двох сторін – глибину ВФ.

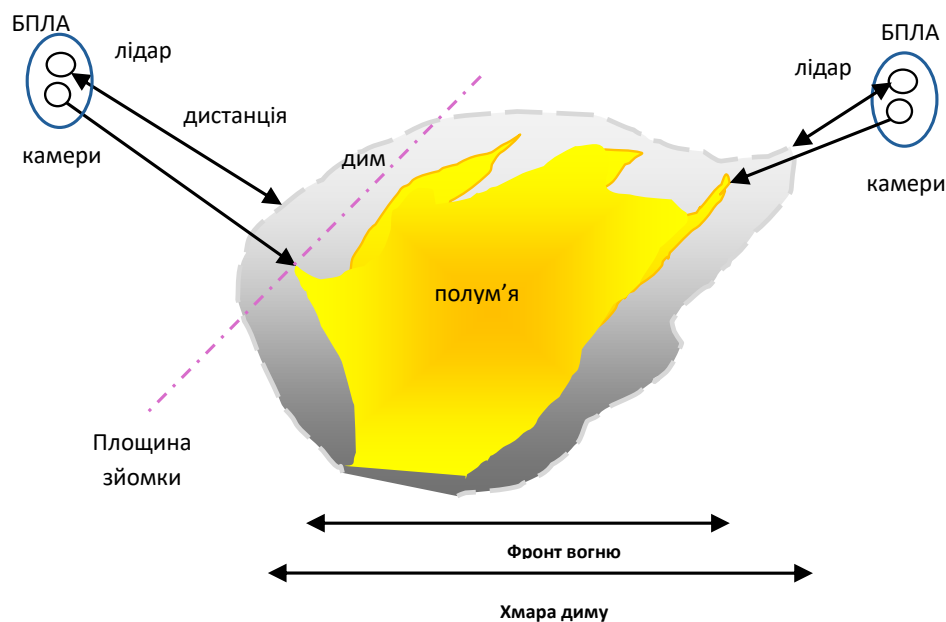


Рис. 4.1. Вимірювання параметрів вогневого фронту

Треба зауважити, що інформація про глибину і висоту ХД і ВФ є неточною через динаміку полум'я і диму, технічні обмеження сенсорів, спотворення, впливи вітру тощо, та неповною внаслідок наявних перешкод спостереженню.

Інтеграція даних ДЗ з різних БПЛА ускладнюється тим, що з кожного ракурсу спостереження дані вимірювань можуть відрізнятись через вплив неточності та інших факторів невизначеності. Обробка інформації з окремого БПЛА здійснюється за багатоканальною схемою (рис. 2.9) на підставі алгоритмів, представлених у другому розділі.

За результатами обробки даних в просторовій моделі фіксуються всі вокселі, для яких впевненість в наявності там полум'я або диму не є нульовою.

У підсумку далі на етап інтеграції і спільної обробки даних через просторову модель передаються тривимірні бокси вокселів, що подають зони розташування ВФ і ХД з точки зору даного окремого БПЛА. Ці зони визначено як орієнтовані обмежувальні рамки, що охоплюють певні бокси вокселів у просторовій моделі(рис. 4.2).

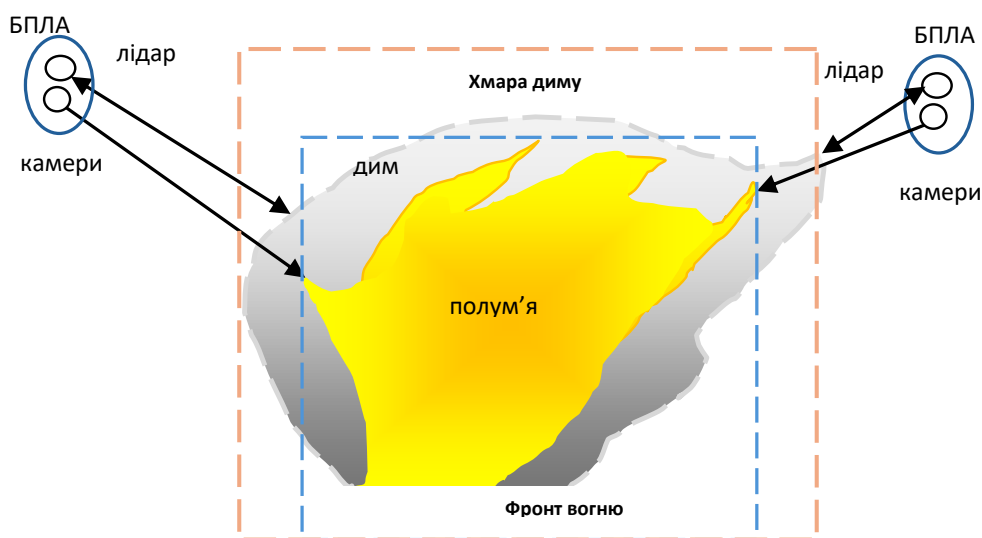


Рис. 4.2. Обмежувальні рамки бокси у просторовій моделі

На етапі інтеграції даних ДЗ бокси вокселів окремих БПЛА об'єднуються і подаються вокселями вищого рівня та пов'язуються з відповідним вектором впевненості, що потребує їх просторового суміщення.

Оскільки бокси вокселів, що подають одні й ті ж просторові зони з погляду різних БПЛА, у загальному випадку мають різні розміри, це потребує просторового суміщення в першу чергу відповідних обмежувальних рамок (рис. 4.3).

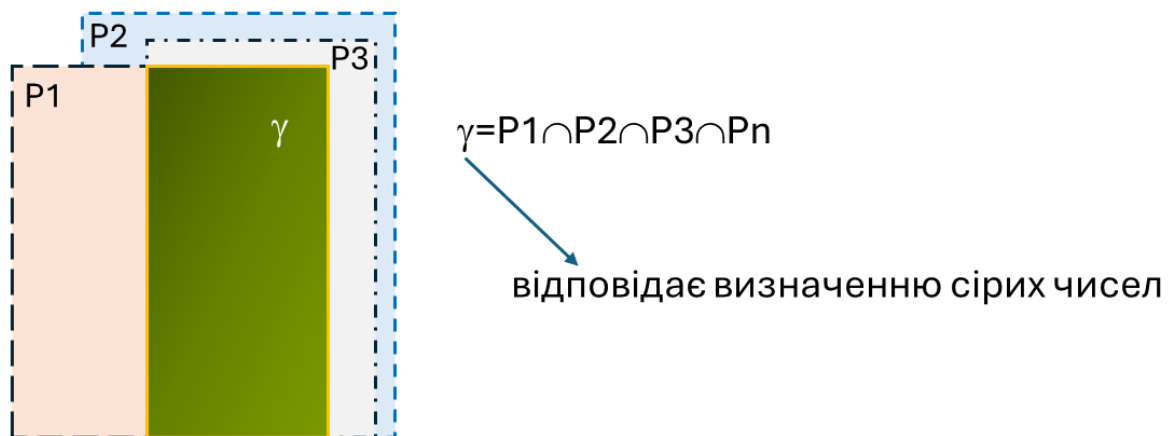


Рис. 4.3. Перетин обмежувальних рамок у просторовій моделі

Припустимо, що неточні дані ДЗ, отримані від різних БПЛА-спостерігачів з різних ракурсів, можуть бути подані як інтервал можливих значень (від найменшого до найбільшого) та формалізовані у вигляді сірого числа [170].

Якщо геометричні параметри подано сірими числами, що описують інтервал можливих значень, тоді перетин обмежувальних рамок цілком відповідає визначенню перетину сірих чисел.

Охоплення просторових боксів здійснюється подібно до операції об'єднання множин, поданих сірими числами.

Подальша інтеграція даних полягає в тому, що кожна просторова зона подається мультинечіткою оцінкою впевненості, яка об'єднує сірі числа, що подають довірчі інтервали значень, які відповідають інформації, отриманій від різних БПЛА.

Нехай U – множина БПЛА, які спільно спостерігають місцевість, де розвивається динамічний процес ЛП.

Припустимо, що кожен БПЛА $U_j \in U$ розташований у певній позиції спостереження.

Нехай T – лінійна впорядкована шкала часу така, що $t_{m+1} > t_m$.

Нехай I – просторова модель місцевості, що розглядається, представлена ієрархічною структурою октодерева, де вокселі позначено як g_{lqi} , де l – рівень вокселя g_{lqi} в ієрархії I , q – з'єднання з вокселем рівня $l + 1$, та i – номер вокселя у вокселі вищого рівня (від 1 до 8).

Нехай $\tilde{\gamma}_{lqijkt}$ – ступінь приналежності, до якої lqi -й воксель належить нечіткій множині $\tilde{\varphi}_i$ вокселів, що перебувають у певному стані $\omega_k \in \Omega$ з точки зору $U_j \in U$ на даний момент часу $t \in T$.

Таким чином, нечіткий стан $\bar{g}_{lqijt}$ вокселя g_{lqi} , що спостерігається з БПЛА U_j в даний момент t , подається вектором

$$\bar{g}_{lqijt} = (\langle \tilde{\gamma}_{lqij1t}, \omega_1 \rangle, \dots, \langle \tilde{\gamma}_{lqij7t}, \omega_7 \rangle) \quad (4.1)$$

де g_{lqi} і $\tilde{\gamma}_{lqijkt}$ визначені вище,

$\omega_1, \dots, \omega_7 \in \Omega$ – стани, визначені в табл. 2.1.

Оскільки метою багаторакурсного спостереження є одночасне захоплення зображень цільових ділянок (одних і тих самих) з різних позицій, декілька БПЛА одночасно спостерігають за розвитком процесу по-різному з різних точок зору.

Певні ділянки місцевості краще видно одному БПЛА, але інші бачать гірше, тому перший має більше впевненості в тому, що спостерігає, ніж інші.

Крім того, їх інформація може бути суперечливою, точність і повнота спостереження також може бути різною.

Враховуючи той факт, що БПЛА найчастіше рухаються під час спостереження, інформація, як правило, є динамічною, тому достовірність і

точність спостереження може підвищуватися в одних точках і знижуватися в інших.

Вочевидь, потрібен розумний спосіб об'єднати непевні спостереження одного вокселя з різних точок зору, і уточнювати їх, надалі продовжуючи спостереження.

Для об'єднання спостережень від різних спостерігачів $U_1, \dots, U_n$ можна використовувати багатозначну мультинечітку множину [171].

Об'єднання інформації від спостерігачів $\{U_i \dots U_n\} \in U$ за допомогою мультинечіткої множини, що визначає нечіткий стан вокселя g_{jt} , виконується наступним чином:

$$\tilde{g}_{jt} = \left(\left\langle \omega_{1j}, (\tilde{\gamma}_{1ijt}, \tilde{\gamma}_{1njt}) \right\rangle, \dots, \left\langle \omega_{7j}, (\tilde{\gamma}_{7ijt}, \tilde{\gamma}_{7njt}) \right\rangle \right). \quad (4.2)$$

Тобто, багатозначний нечіткий стан $\tilde{g}_{lqit}$ вокселя g_{lqi} з позицій різних БПЛА $U_1, \dots, U_n$ в момент t можна представити як

$$\tilde{g}_{lqit} = \left(\left\langle \omega_1, (\tilde{\gamma}_{lqi11t}, \dots, \tilde{\gamma}_{lqin1t}) \right\rangle, \dots, \left\langle \omega_7, (\tilde{\gamma}_{lqi17t}, \dots, \tilde{\gamma}_{lqin7t}) \right\rangle \right). \quad (4.3)$$

Існує 7-елементний масив класів ω_i , кожен з яких визначається відповідною нечіткою множиною вокселів $\tilde{\varphi}_i$ і поданий масивом з n ступенями приналежності до цієї множини з n різних спостерігачів.

Усі ці ступені приналежності лежать на інтервалі між їх мінімальним і максимальним значеннями., які можуть бути відповідно звужені під час безперервних спостережень.

Таким чином, (4.3) можна перетворити на:

$$\tilde{g}_{lqit} = \left(\left\langle \omega_1, \left[\min(\tilde{\gamma}_{lqi11t}, \dots, \tilde{\gamma}_{lqin1t}), \max(\tilde{\gamma}_{lqi11t}, \dots, \tilde{\gamma}_{lqin1t}) \right] \right\rangle, \dots, \left\langle \omega_7, \left[\min(\tilde{\gamma}_{lqi17t}, \dots, \tilde{\gamma}_{lqin7t}), \max(\tilde{\gamma}_{lqi17t}, \dots, \tilde{\gamma}_{lqin7t}) \right] \right\rangle \right) \quad (4.4)$$

без втрати точності.

Нехай

$$\beta_{lqikt}^- = \min_{j=1..n}(\tilde{\gamma}_{lqijkt}) \text{ і } \beta_{lqikt}^+ = \max_{j=1..n}(\tilde{\gamma}_{lqijkt}), \quad k = [1, 7].$$

Вищезазначені інтервали можна далі визначити як

$$\beta_{lqikt}^\pm = [\beta_{lqikt}^-, \beta_{lqikt}^+]. \quad (4.5)$$

Таке визначення точно відповідає сірим числам [170].

Враховуючи цей факт, ми можемо визначити сірий нечіткий стан вокселя g_{lqi} в будь-який момент t на основі (4.4) і (4.5) як:

$$\hat{g}_{lqi} = \left(\left\langle \omega_k, \beta_{lqikt}^\pm \right\rangle_{k=1}^7 \right) \quad (4.6)$$

Нехай $\succ$ – задане відношення часткового порядку (переваги), індуковане на множині можливих станів Ω вокселів, таких що $\omega_1 \succ \omega_2 \succ \omega_3 \succ \omega_4 \succ \omega_5 \succ \omega_6 \succ \omega_7$.

Це співвідношення дозволяє визначити клас і вокселя у випадку приблизної рівності деяких ступенів приналежності шляхом вибору найбільш довіреного з них:

$$\hat{g}_{lqit} = (\omega_z, \beta_{lqizt}^\pm) \text{ якщо } \omega_z \succ \text{all other } \omega_k. \quad (4.7)$$

Знаючи сірий нечіткий стан вокселів, можна перейти до інтеграції даних у просторовій області.

4.2. Побудова моделі фронту пожежі

Розглянемо процес побудови тривимірної просторово-часової моделі ВФ за результатами ДЗ ЛП.

На початку ДЗ сцена представлена тривимірною множиною вокселів, позначених «невідомим» станом.

Залежно від результату обробки зображення кожен воксель має отримати певний клас $\omega_i \in \Omega$.

Очевидно, що вокселі класу ω_2 відповідають чітко спостережуваним внутрішнім кордонам («палаюче ядро») процесу поширення вогню, вокселі класу ω_3 відповідають ХД, тобто областям навколо ВФ, охопленим димом, що маскує «поверхню» ВФ та перешкоджає його впевненому розпізнаванню.

Вокселі класу ω_6 відповідають ділянкам, які з різних причин погано спостережуються або щодо яких є сумніви через неточність, суперечливість або несумісність спостережень з різних позицій.

Вокселі класів ω_4 і ω_5 – це чітко видимі зовнішні межі процесу поширення вогню. Усі розмиті, невизначені або недостатньо визначені ділянки, які динамічно змінюються внаслідок впливу вітра, диму та інших факторів, лежать між чітко спостережуваними внутрішніми та зовнішніми межами процесу поширення вогню.

Під час ДЗ всі вокселі, стан яких не можна чітко та достовірно визначити в діапазоні $\omega_2 - \omega_6$, ідентифікуються як «вільні від вогню» (ω_1), а всі вокселі, які з різних причин не можуть спостерігатися сенсорами, залишаються у стані «невідомо» (ω_7).

На цьому етапі вокселі $I = \{g_j\}_{j=0}^m$ класифікують за їх станом на підставі 3D-вектора спостереження Ξ , використовуючи згорткову 3D нейронну мережу 3D-CNN, побудовану на основі моделі YOLOv8N, яку в рамках фреймворку TensorFlow адаптовано до об'ємних та просторово-часових даних [172].

З цією метою 2D-згорткові шари замінено на 3D-згорткові шари (Conv3D), а модулі Ghostv2 модифіковано для створення 3D матриць нейронів, що відображають ознаки з входу на вихід, також реконфігуровано шари прив'язки. Отже, 3D-CNN використовує тривимірні згорткові ядра, що працюють за шириною, висотою та глибиною (рис. 4.4).

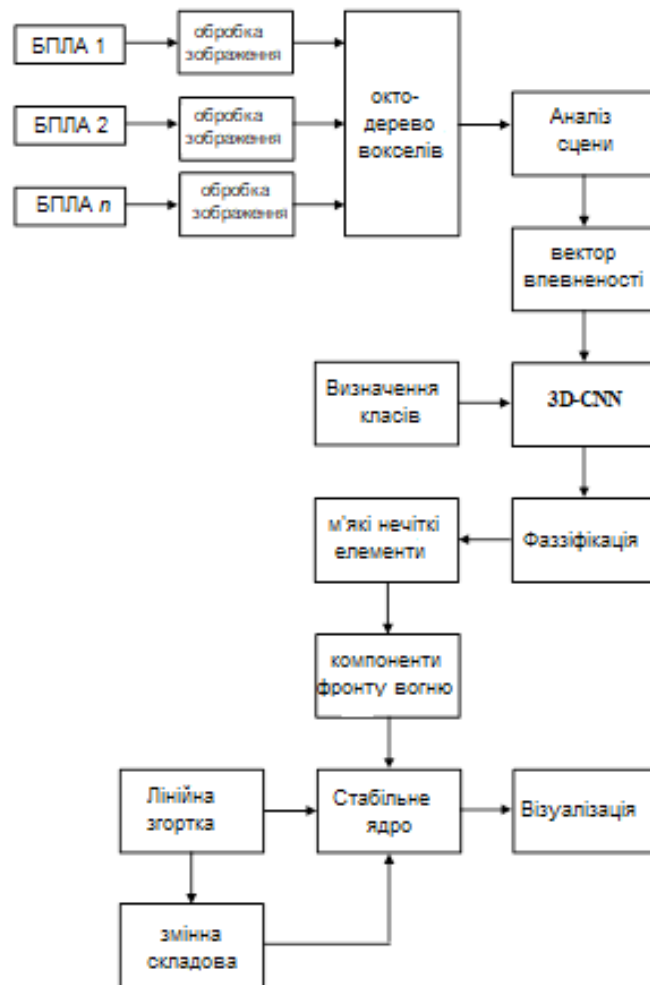


Рис. 4.4. Процес класифікації вокселів

Нехай $\Phi = \{\tilde{\varphi}_i\}_{i=1}^7$ – сімейство нечітких множин $\tilde{\varphi}_i$, кожне з яких містить усі вокселі $g_j \in I$, стан яких є ω_i .

На останньому етапі виконано фазифікацію та розкладено вихід 3D-CNN на нечіткі множини вокселів сімейства Φ , використовуючи трикутні

функції приналежності для визначення ступеня приналежності вокселя g_j певній нечіткій множині $\tilde{\varphi}_i \in \Phi$.

Нехай віртуальна структура $I \in \text{Універсум}$.

Припустимо, Ω є множина параметрів.

Нехай Y – відображення Ω у множину всіх можливих підмножин вокселів I .

Пару (Y, Ω) можна розглядати як м'яку множину вокселів Υ , задану на I [173].

У цьому випадку м'яка множина $\Upsilon = (Y, \Omega)$ є сімейством певних підмножин ієрархічної множини вокселів I , параметризованим елементами множини Ω , тобто конкретними станами вокселів.

Отже, $Y(\omega_k, t)$ розглядається як ω_k -наближений елемент м'якої множини вокселів, що знаходяться в стані $\omega_k \in \Omega$ в момент $t \in T$.

Таким чином, Y – це динамічне відображення, і відповідна м'яка множина також є динамічною, тому вона може подавати динаміку спостережуваного процесу.

Розглянемо м'яку множину Υ , що складається з 7 елементів, наступним чином:

$$\Upsilon = \left\{ (\omega_k, Y(\omega_k, t)) : \omega_k \in 2^\Omega, Y(\omega_k, t) \in 2^I \right\}_{k=1}^7. \quad (4.8)$$

Припустимо, сіре число β_{kt}^+ , визначене як $[\beta_{kt}^-, \beta_{kt}^+]$, подає ступінь $\hat{\gamma}_{kt}$ приналежності вокселя до ω_k -наближеного елемента м'якої множини Υ , тобто множини вокселів, що знаходяться в стані $\omega_k \in \Omega$ в момент реконструкції процесу $t \in T$.

У цьому випадку відображення Ω у множину вокселів I має враховувати ступінь їх належності, тому елементи м'якої множини можна визначити як

$$\hat{Y}(\omega_k, t, \hat{\gamma}_{kt}) \rightarrow ([0,1], [0,1]), \quad (4.9)$$

і тоді пара $(\hat{Y}, \Omega)$ визначає м'яку сіру нечітку множину $\hat{Y}$.

Нехай (τ_{1k}, τ_{2k}) – така пара, що $\tau_{1k}, \tau_{2k} \in [0,1]$, $\tau_{1k} \leq \tau_{2k}$.

Використовуючи ці числа як порогові значення, ми можемо розділити кожен елемент м'якої сірої нечіткої множини $\hat{Y}$ на певні компоненти.

По відношенню до ω_k -елемента м'якої сірої нечіткої множини $\hat{Y}$, першим компонентом є нижня апроксимація $\underline{\hat{Y}}_k(t) = Y(\omega_k, t, [\hat{\gamma}_{kt} \geq \tau_{2k}])$, яка містить вокселі, які безумовно належать цьому елементу, друга є верхньою апроксимацією $\hat{\hat{Y}}_k(t) = Y(\omega_k, t, [\hat{\gamma}_{kt} \geq \tau_{1k}])$, яка містить вокселі, які, швидше за все, належать цьому елементу, такі, що $\hat{\hat{Y}}_k(t) \subseteq \underline{\hat{Y}}_k(t)$, різниця $\hat{Y}_k(t) = \underline{\hat{Y}}_k(t) - \hat{\hat{Y}}_k(t)$ між ними є невизначеною межею, яка містить сумнівні вокселі, і $\check{\hat{Y}}_k(t) = Y(\omega_k, t, [\hat{\gamma}_{kt} \leq \tau_{1k}])$ є негативною областю, яка містить вокселі, які, швидше за все, не належать ω_k -елементу.

Фронт пожежі F визначається за наступними припущеннями.

Через динаміку ЛП та вплив вітру, рельєфу і широкого спектру спотворень, перешкод і шумів спостережувані стани вокселів є динамічними та принципово невизначеними.

Отже, реконструкція фронту пожежі може бути виконана шляхом розподілу вокселів за наступними компонентами (рис. 4.5).

Переконливий компонент F^+ є стабільним ядром фронту пожежі, визначеним нижнім наближенням ω_2 -елемента:

$$\underline{\hat{Y}}_2(t) \subset \hat{Y}, \quad F^+(t) = \underline{\hat{Y}}_2(t). \quad (4.10)$$

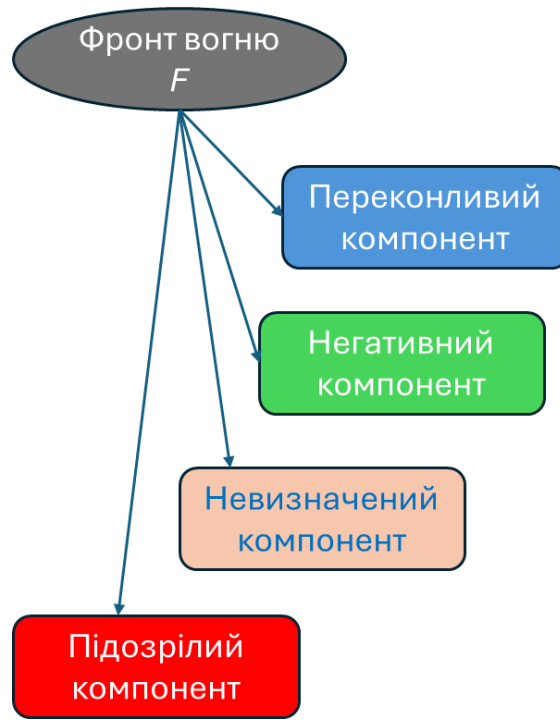


Рис. 4.5. Компоненти моделі вогневого фронту

Негативний компонент F^- містить вокселі, які мають бути впевнено виключені з фронту пожежі, і визначається як об'єднання нижніх наближень всіх ω_1 -, ω_4 -, ω_5 - ω_6 - і ω_7 -елементів $\hat{Y}$:

$$F^-(t) = \hat{Y}_1(t) \cup \hat{Y}_4(t) \cup \hat{Y}_5(t) \cup \hat{Y}_6(t) \cup \hat{Y}_7(t). \quad (4.11)$$

Щоб скоротити обчислення, ω_1 - і ω_7 -елементи можна не апроксимувати, тоді

$$F^-(t) = \hat{Y}_1(t) \cup \hat{Y}_4(t) \cup \hat{Y}_5(t) \cup \hat{Y}_6(t) \cup \hat{Y}_7(t). \quad (4.12)$$

Якщо необхідно, такі самі спрощення можуть застосовуватися до елементів ω_4 - і ω_5 -, крім того, елементи ω_1 - і ω_7 - можуть навіть не бути «сірими». У цьому випадку

$$F^-(t) = Y_1(t) \cup \hat{Y}_4(t) \cup \hat{Y}_5(t) \cup \hat{Y}_6(t) \cup Y_7(t). \quad (4.13)$$

Невизначений компонент F^* є змінною складовою фронту пожежі,

визначеною об'єднанням нечітких меж ω_2 - і ω_4 -елементів та нижнього наближення ω_3 -елемента:

$$F^*(t) = \hat{Y}_2(t) \cup \hat{Y}_3(t) \cup \hat{Y}_4(t). \quad (4.14)$$

Підозрілий компонент $F^\sim$ фронту пожежі визначається нечіткими межами ω_3 -, ω_5 -, ω_6 -, ω_7 - елементів та, можливо, ω_1 - елементом $\hat{Y}$:

$$F^\sim = \hat{Y}_1(t) \cup \hat{Y}_3(t) \cup \hat{Y}_5(t) \cup \hat{Y}_6(t) \cup \hat{Y}_7(t). \quad (4.15)$$

Отже, м'яка сіра нечітка модель вогневого фронту пожежі $\hat{F}$ може бути визначена як наближена апроксимація м'яких множин нечітких сірих оцінок впевненості (рис. 4.6):

$$\hat{F} = F^+ \cup F^* \cup F^\sim \cup F^-. \quad (4.16)$$

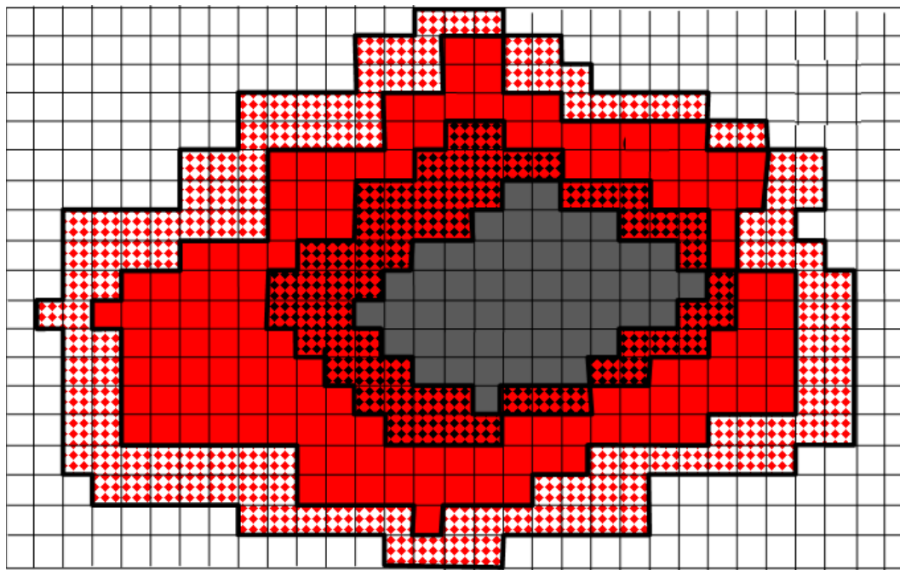


Рис. 4.6. Апроксимація моделі вогневого фронту пожежі

Таким чином, розвиток процесу ЛП подано наближеною апроксимацією м'яких множин нечітких сірих оцінок впевненості щодо вокселів, які відносять до певного стану, що дозволяє визначити переконливий, невизначений, підозрілий та негативний компоненти моделі процесу, з них перший подає стабільне ядро фронту вогню, другий – його змінну, викликану

невизначеністю спостережень, третій моделює неповноту спостережень, четвертий – простір, не задіяний у розвитку процесу.

Це дозволяє відтворювати моделі швидкоплинних просторово-розподілених руйнівних процесів, згладжуючи ефекти спотворень і шумів та забезпечуючи прийнятну продуктивність.

4.3. Реалізація і впровадження результатів дослідження

Дослідження виконувались в рамках НДР №0121U111369 «Відтворення об'ємних просторових моделей швидкоплинних руйнівних процесів за допомогою дистанційного зондування групою безпілотних апаратів» з призначенням до використання ва для використання в тактичній системі моніторингу ЛП.

Прототип дослідницької тактичної системи моніторингу ЛП ZS представлено в [11, 67-69]. Вона складається з групи різнотипних БПЛА для виявлення та моніторингу пожежі, а також наземного командного центру для виконання функцій аналізу, діагностики та прогнозування (рис. 4.7).

БПЛА оснащені бортовими сенсорами та використовують інфраструктуру наземного забезпечення (запуск і посадка), обладнання для управління БПЛА, специфічні алгоритми / техніки для навігації, групового управління, дистанційного зондування та обробки зображень/сигналів.

Наземний командний центр включає комунікаційне та обчислювальне обладнання, геоінформаційну систему (ГІС) і систему підтримки прийняття рішень (СППР), а також специфічні алгоритми вирішення завдань моніторингу, відстеження, діагностики та прогнозування ЛП.

В цій системі БПЛА здійснюють три різні місії:

- місію виявлення осередків займання, що виконується за допомогою патрульних літакоподібних БПЛА;
- місію підтвердження наявності осередків займання, яку виконують розвідувальні гелікоптерні БПЛА, які можуть звиснути у певній точці простору;

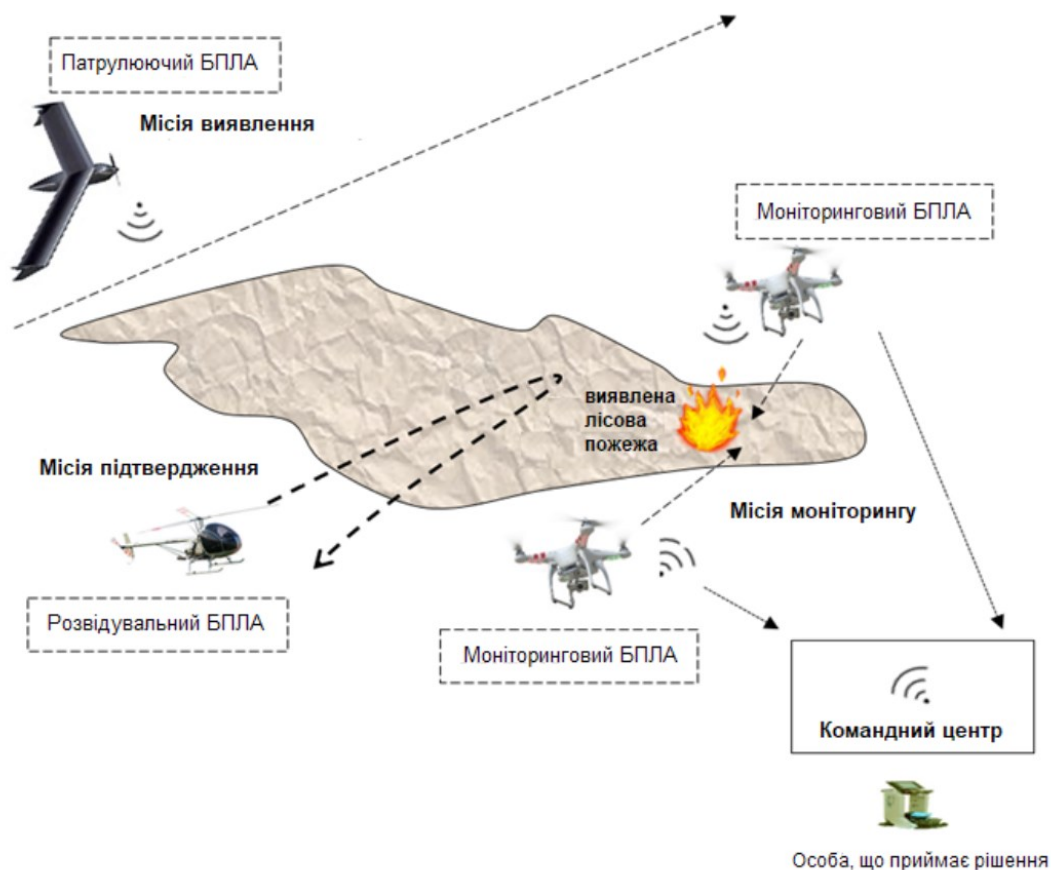


Рис. 4.7. Структура тактичної системи моніторингу лісових пожеж

- моніторингова місія, яку виконують квадра-, гекса- або окто-коптерні БПЛА, здійснюючи моніторинг ЛП, що розвивається у просторі і часі, для визначення місця та масштабу пожежі, спостереження та відстеження її розвитку з метою діагностики та прогнозу ситуації.

Спеціальна моніторингова місія зазвичай вимагає декількох джерел синхронної інформації, отриманої БПЛА з різних точок зору, щоб охопити весь протяжний ВФ ЛП. Декілька БПЛА можуть бути задіяні для виконання такої місії, одночасно зависаючи на безпечній відстані від вогню, щоб постійно отримувати інформацію.

Дані моніторингу, отримані сенсорами під час ДЗ ЛП, мають надходити на наземну станцію у вигляді безперервних потоків даних із високою швидкістю та аналізуватися СППР у режимі реального часу, щоб найкраще керувати діями команди вогнеборців.

Для виконання місії моніторингу важливо отримувати чіткі зображення без спотворень, що виникають внаслідок турбулентності і вібрацій. Очевидно також, що моніторингові БПЛА повинні мати можливість зависання.

Сучасний недорогий мультикоптер може забезпечити висоту польоту до 5000 м, швидкість близько 70 км/год, тривалість польоту близько години, дальність польоту до 25 км при злітній масі до 15 кг з корисним навантаженням до 4 кг.

Такі БПЛА можна використовувати для моніторингових місій, забезпечуючи достатньо тривалий час зависання, але лише обмежену дальність польоту. Команди вогнеборців використовують їх локально, безпосередньо на місцевості, тому дальність польоту не є суттєвою.

Внутрішній устрій моніторингових мультикоптерних БПЛА представлено на рис. 4.8.

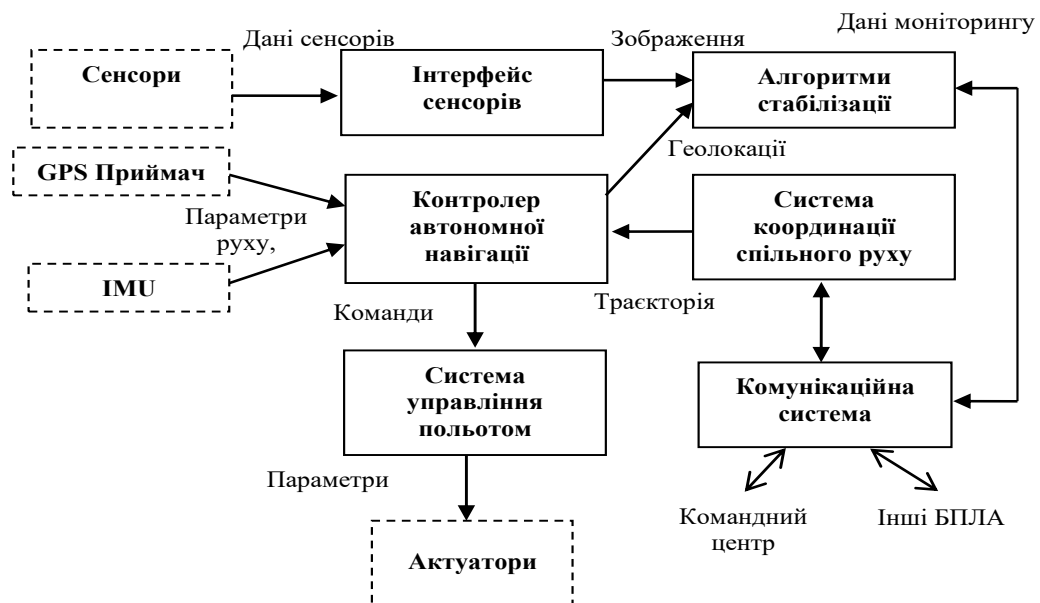


Рис. 4.8. Внутрішній устрій моніторингового БПЛА

Моніторингові БПЛА оснащені дистанційно керованим прецизійним демпферним підвісом, який містить сенсори:

- 48-мегапиксельна оптична камера високої роздільної здатності з блоком панорамування та нахилу;

- *атмосферний лідар;*
- *інфрачервона камера (8-14 μm);*
- *погодні сенсори.*

Оптична камера має високу роздільну здатність, широке поле зору, її зображення можна масштабувати / повертати.

Теплова інфрачервона (ІЧ) камера має діапазон вимірювання температури до 1250°C з точністю близько 1°C у верхній частині діапазону.

Моніторингові БПЛА також оснащені GPS-приймачами та інерціальними вимірювальними блоками (IMU) для геолокалізації та навігації, а також сенсорами, що забезпечують точне вимірювання температури, вологості та швидкості вітру.

Оскільки моніторингові БПЛА є недорогим рішенням, вони мають невелику вантажопідйомність і не можуть нести на собі суперкомп'ютер. Отже, їх не можна перевантажувати обчислювальними задачами.

В тактичній системі [11] БПЛА виконують на борту стабілізацію зображення, геолокалізацію та георектифікацію (рис. 4.9).

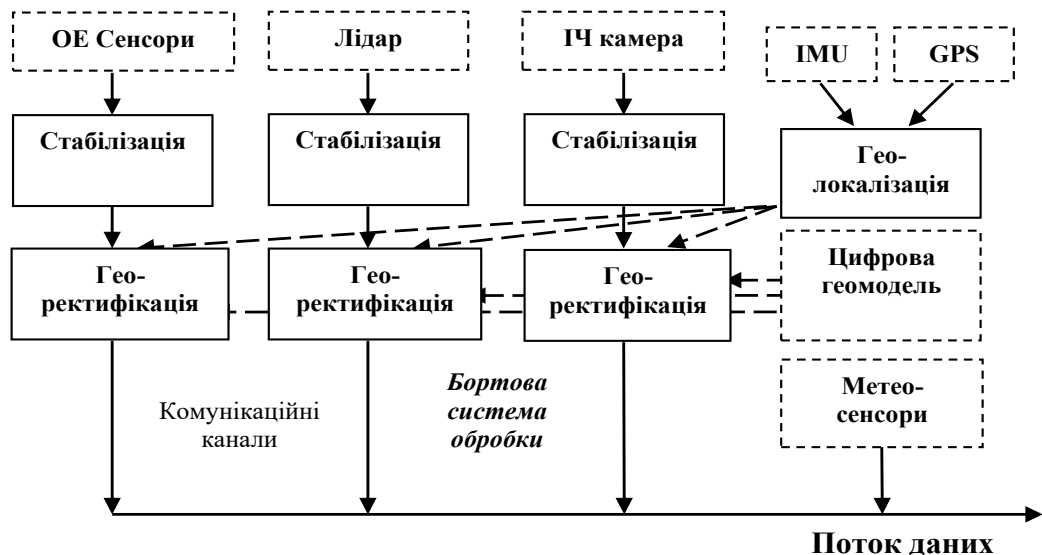


Рис. 4.9. Бортові системи моніторингових БПЛА

Оптичні камери надають нам кольорові зображення для подальшої кольорово-хроматичної обробки, цифрова модель рельєфу надає достатню інформацію про місцевість, а ІЧ-датчик оцінює виділення енергії в реакції горіння. Лідар дозволяє оцінювати відстань.

Метеодатчики дають необхідну інформацію про температуру і вологість повітря. Результати упаковуються в геокартовані кадри, а потік кадрів передається в наземний командний центр для подальшої обробки зображень.

Повний спектр даних моніторингу генерується методами ДЗ у вигляді потоків даних, отриманих із датчиків на безперервній основі з високою швидкістю, які слід аналізувати в реальному часі.

Основними сенсорами є оптичні та ІЧ камери, якісні можливості яких в останні роки істотно зросли, а вартість значно знизилася, а також лідари.

Запропонований метод експериментально реалізовано з використанням мов програмування Visual C++ і Python, бібліотек OctoMap, TensorFlow, PyTorch, ConvNet та FANN.

На рис. 4.10 зображено тривимірну візуалізацію фронту ЛП: стабільне ядро (полум'я) подано червоними кольорами, змінна складова – помаранчевими відтінками, дим – рожевими кольорами, невизначені компоненти – жовтим, а негативна складова у відтінках синього.

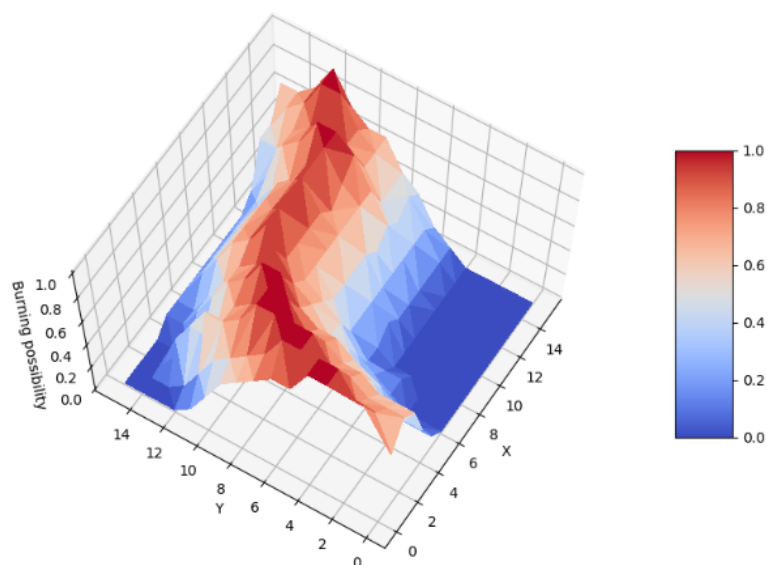


Рис. 4.10. Візуалізація вогневого фронту лісової пожежі

На рис. 4.11 в тих же кольорах зображено двовимірну проєкцію фронту лісової пожежі, оцінену за можливістю подальшого горіння наявного палива.

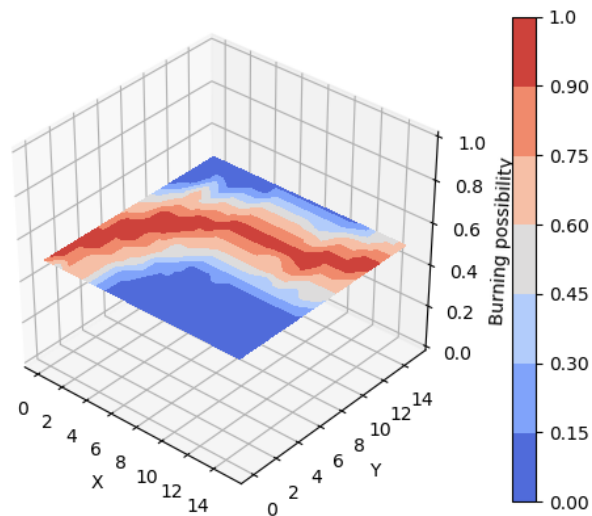


Рис. 4.11. Двовимірна проєкція фронту лісової пожежі, оцінена за
можливістю подальшого горіння

4.4. Результати експерименту

Експеримент проводився на прототипі тактичної системи моніторингу ЛП ZS [67-69], що заснована на мережі персональних комп'ютерів.

Прототип програмного забезпечення протестовано в мережі ПК Pentium i7-10700 2.9 GHz, 32 Гб RAM, 512 Гб SSD (у останній версії – процесор Intel Core i7-14700K 3.4GHz, 32Гб оперативної пам'яті, відеокарта NVIDIA GeForce RTX4090, 24Гб відеопам'яті).

В ході експерименту оцінювали точність і швидкість побудови моделі ВФ ЛП. На рис. 4.12 показано залежність точності побудови моделі від кількості спостерігачів (БПЛА) і масштабу моделі місцевості, представленої середнім розміром найменших вокселів.

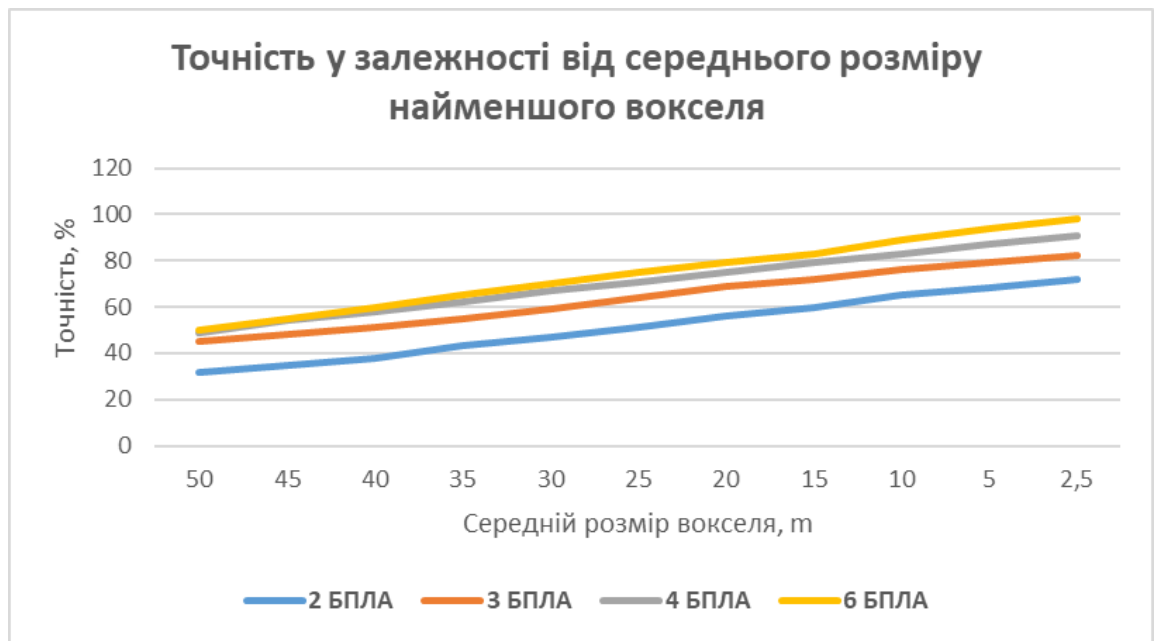


Рис. 4.12. Оцінка точності побудови моделі

На рис. 4.13 наведено середній час розпізнавання ВФ ЛП в залежності від тих же параметрів.

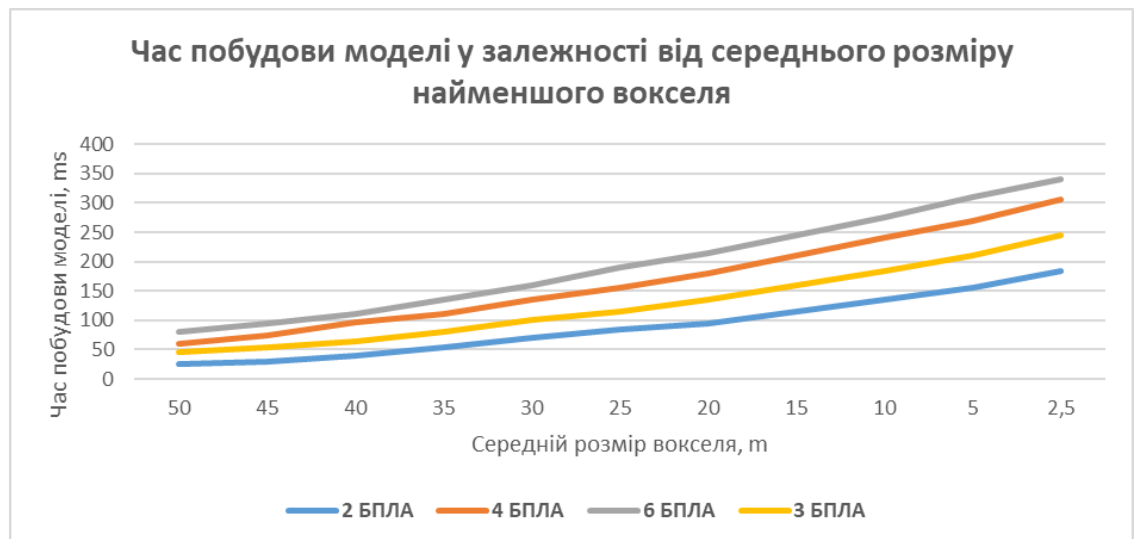


Рис. 4.13. Оцінка часу побудови моделі

На підставі результатів експерименту ми дійшли висновку, що запропонований метод побудови моделі ВФ ЛП за даними, отриманими під час виконання об'ємного багаторакурсного ДЗ ЛП групою від 2 до 6 БПЛА забезпечує як достатню точність розпізнавання для ОПР, так і достатню

продуктивність для задоволення вимог здійснення ДЗ та побудови моделі в реальному часі.

В ході експерименту оцінювались також точність обробки інформації ДЗ з використанням лише камер (оптична+ІЧ) та з спільним використанням камер та лідарів.

Результати експерименту показують, що застосування лідарів при ДЗ ЛП підвищує точність розпізнавання просторового положення ВФ в середньому на 21% під час багаторакурсного ДЗ декількома БПЛА (рис. 4.14).

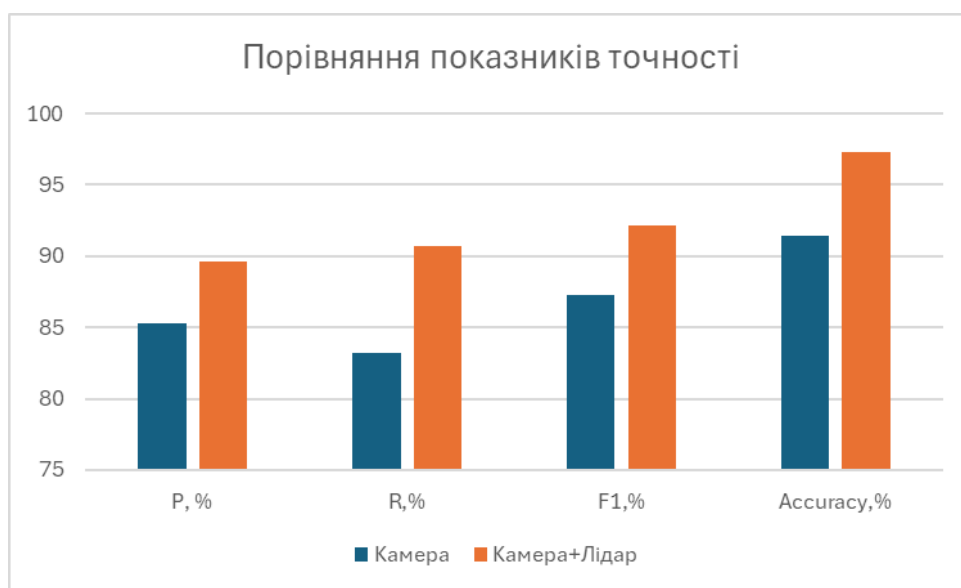


Рис. 4.14. Оцінка точності обробки інформації з використання лідару

Результати комп'ютерного моделювання показують, що запропоновані в роботі моделі, методи і алгоритми в цілому дозволяють здійснювати багаторакурсне ДЗ ЛП групою з декількох БПЛА в реальному часі та моделювати ВФ ЛП під час ДЗ.

Середній час побудови повної моделі ВФ ЛП представлено на графіку (рис. 4.15). Запропоновані в роботі моделі, методи і алгоритми є достатньо ефективними, оцінка параметрів пожежі може бути отримана ОПР за 200 мс від початку об'ємного багаторакурсного ДЗ ЛП, побудова моделі руху ВФ ЛП займає від 1 до 2,5 секунд.

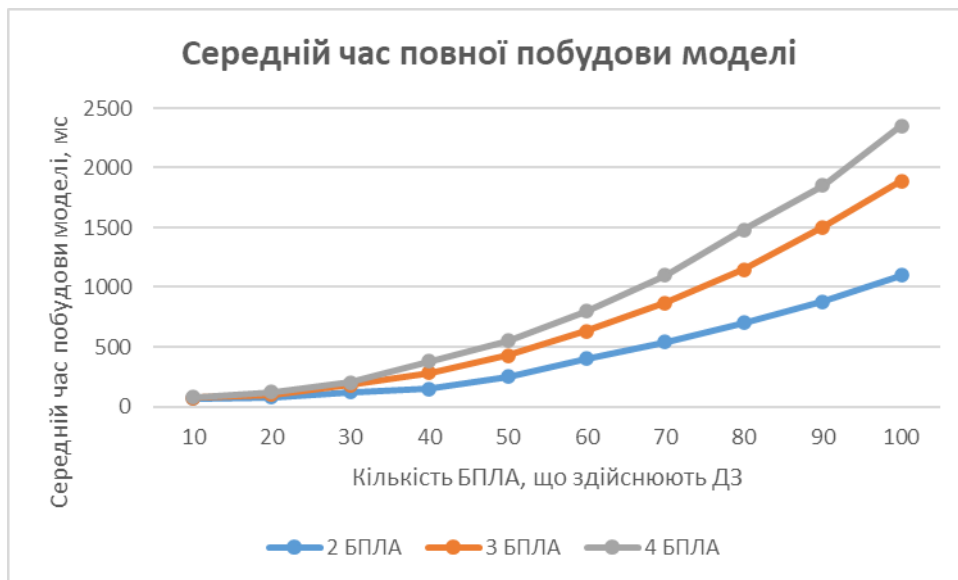


Рис. 4.15. Оцінка середнього часу повної побудови моделі

Середню точність побудови моделі в залежності від часу спостереження та кількості БПЛА-спостерігачів представлено на рис. 4.16.

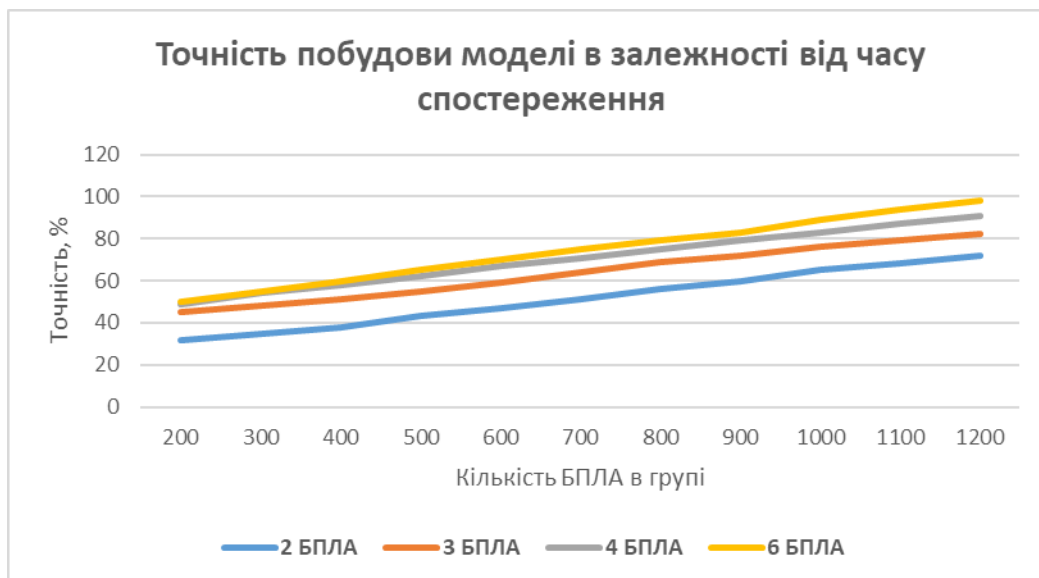


Рис. 4.16. Оцінка середньої точності побудови моделі

Запропоновані в роботі моделі, методи і алгоритми дозволяють досягнути точності розпізнавання ВФ до 98% за прийнятний час спостереження, але вимагають гарного калібрування камер.

Експериментом встановлено, що зміна порогових значень β_1 і β_2 суттєво впливає на результат: або дозволяє прискорити обчислення, але знижує точність, або навпаки.

Отже, можна зробити висновок, що запропонований підхід до обробки інформації ДЗ забезпечує достатню точність і продуктивність для задоволення вимог моніторингу ЛП в реальному часі.

Висновки до розділу

1. У розділі представлено новий метод побудови моделі швидкоплинного руйнівного процесу у вигляді наближеної апроксимації м'яких множин нечітких сірих оцінок впевненості в тому, що воксель перебуває у певному стані.

2. Запропонований підхід дозволяє отримати тривимірну просторово-часову модель розповсюдження ВФ, рух якого відображає динаміку процесу.

3. Для подолання невизначеності спостережень, викликаной впливом вітру, диму, турбулентності та вібраціями, перешкодами, викривленнями та спотвореннями побудовано комплексну модель невизначеності, засновану на спільному застосуванні наближених, нечітких і м'яких множин та «сірих» чисел.

4. Розвиток швидкоплинного руйнівного процесу подано наближеної апроксимації м'яких множин нечітких сірих оцінок впевненості щодо вокселів, які відносять до певного стану в певний момент часу, що дозволяє визначити переконливий, невизначений, підозрілий та негативний компоненти моделі процесу, при цьому переконливий компонент подає стабільне ядро фронту вогню, невизначений компонент – його змінну, викликану невизначеністю спостережень, негативний компонент – простір, не задіяний у розвитку процесу. За допомогою підозрілого компоненту моделюється неповнота спостережень.

5. Запропонований метод дозволяє відтворювати швидкоплинні просторово-розподілені руйнівні процеси різних класів, згладжуючи ефекти

спотворень і шумів та забезпечуючи прийнятну продуктивність. Він враховує динаміку поширення ВФ та забезпечує якісну візуальну картину тривимірної моделі ЛП.

6. Запропоновані рішення прискорюють процес побудови моделі ВФ ЛП та підвищують якість візуалізації для ОПР, дозволяючи зосередитися на стабільному ядрі процесу та врахувати вплив вітру, диму, вогню, турбулентності та вібрації, а також перешкоди, викривлення та спотворення зображень, забезпечуючи при цьому достатню точність визначення ВФ та зберігаючи продуктивність, прийнятну для роботи системи моніторингу ЛП в реальному часі, що підвищує ситуаційну обізнаність ОПР.

ВИСНОВКИ

Дисертаційна робота містить нові наукові положення та отримані автором науково-обґрунтовані результати, що вирішують актуальну і важливу науково-прикладну задачу створення теоретичного підґрунтя для обробки даних в режимі реального часу з урахуванням впливу факторів невизначеності під час об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі групою БПЛА.

Основні наукові і практичні результати дисертаційного дослідження полягають у наступному:

1. Проведений огляд сучасного стану та аналіз проблем багаторакурсного об'ємного моніторингу швидкоплинних руйнівних процесів дозволив встановити, що вплив динаміки процесу, його непередбачуваності, невизначеності та слабкої спостережуваності, спотворень, перешкод і шумів призводить до виникнення проблеми ситуаційної обізнаності, що вимагає розв'язання складної задачі відтворення моделі процесу лісової пожежі, яку неможливо розв'язати традиційними методами в реальному часі, що спричиняє необхідність розробки адекватних моделей та ефективних методів об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування.

2. Задача дистанційного зондування може бути зведена до задачі сканування простору та розпізнавання тривимірної поверхні вогневого фронту та хмари диму, визначених сенсорами, що спонукає розглянути проблему тривимірної обробки інформації багаторакурсного дистанційного зондування, отриманої бортовими камерами та лідачами групи БПЛА в реальному часі для побудови об'ємної моделі розповсюдження вогневого фронту, яку можна отримати, послідовно визначаючи його контур з декількох різних точок спостереження.

3. Визначено, що щоб досягти продуктивності методів обробки даних дистанційного зондування, достатньої для роботи в режимі реального часу, з одного боку, необхідно прискорити процес реконструкції вогневого фронту, уникаючи ітераційних «важких» процесів, а з іншого боку, необхідно

запобігти впливу спотворень, перешкод і шумів на точність розпізнавання. Хоча ОПР не потребує надмірно деталізованої та надто точної інформації, але має спиратися на надійну, достовірну та своєчасну інформацію про силу, напрямок і швидкість розповсюдження вогневого фронту. Отже, існуюче протиріччя між необхідністю вирішення задачі моніторингу в реальному часі та значною обчислювальною складністю цієї задачі запропоновано подолати за рахунок послаблення вимог до точності локалізації контуру вогневого фронту, що дозволило суттєво прискорити обробку даних та отримувати необхідну ОПР для прийняття рішень інформацію в умовах впливу невизначеності, спотворень, перешкод та шумів.

3. Встановлено, що комплексна модель невизначеності, побудована для подолання невизначеності спостережень і заснована на спільному застосуванні нечітких, наближених і м'яких множин та сірих чисел, що подає результати обробки даних дистанційного зондування сірими числами, стан вокселів – нечіткими множинами, сукупності вокселів, що знаходяться в певному стані – м'якими множинами, а простір спостереження розбиває на наближені апроксимації м'яких нечітких множин вокселів, дозволяє адекватно відтворювати моделі швидкоплинних просторово-розподілених руйнівних процесів різних класів, долаючи неповноту і неточність спостережень, згладжуючи ефекти спотворень і шумів та забезпечуючи прийнятну продуктивність.

4. Підтверджено, що запропонований підхід до об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування групою БПЛА, що полягає у спільному використанні оптичних та інфрачервоних камер, а також атмосферних лідарів, завдяки застосуванню тривимірної динамічної просторової моделі, заснованої на рекурсивному восьми-елементному поділі простору та ієрархічній структурі вокселів, визначеної множини можливих станів вокселів та розробленого алгоритму їх класифікації, заснованому на використанні шестиканальної системи обробки зображень, розроблених методів обробки даних з оптичних, інфрачервоних камер та лідарів, а також

методу обчислення тривимірного вектору спостереження на основі масиву векторів впевненості, дозволяє визначити нечіткий стан вокселя в динамічній просторовій моделі, забезпечуючи достатню точність при прийнятній продуктивності.

5. Встановлено, що запропоновані моделі і методи обробки даних дистанційного зондування дозволяють врахувати вплив вітру, диму та вогню, турбулентності та вібрації, а також перешкоди, викривлення та спотворення зображень, забезпечуючи при цьому достатню точність визначення вогневого фронту лісової пожежі та зберігаючи продуктивність, прийнятну для роботи системи моніторингу лісової пожежі в реальному часі, що дозволило підвищити ситуаційну обізнаність ОПР про розвиток лісової пожежі для планування заходів реагування та протидії.

6. Встановлено, що використання запропонованої вдосконаленої моделі згорткової нейронної мережі YOLOv8N дозволило збільшити показники влучності, повноти, середнього гармонійного і точності відповідно на 4,3%, 7,5%, 4,8% і 5,9% порівняно з базовою моделлю та зменшити кількість параметрів на 40%, що забезпечило достатньо високий рівень точності виявлення ознак лісової пожежі, зберігаючи при цьому баланс між обчислювальною складністю і ефективністю моделі, що гарантує її спроможність працювати в режимі реального часу.

7. Встановлено, що запропонований метод побудови моделі швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі за допомогою дистанційного зондування групою БПЛА дозволяє отримати тривимірну просторово-часову модель розповсюдження вогневого фронту, рух якого відображає динаміку процесу лісової пожежі. Розвиток процесу подано м'якою нечіткою множиною вокселів, які відносять до певного стану, позначеного сірим числом, що дозволяє визначити переконливий, невизначений, підозрілий та негативний компоненти моделі процесу, з них перший подає стабільне ядро фронту вогню, другий – його змінну, викликану

невизначеністю спостережень, третій моделює неповноту спостережень, четвертий – простір, не задіяний у розвитку процесу.

8. Запропоновані у дисертаційній роботі моделі, методи і алгоритми використано при створенні інформаційної технології побудови тривимірної просторово-часової моделі вогневого фронту в тактичній системі моніторингу лісових пожеж ZS, заснованого на використанні об'ємного багаторакурсного дистанційного зондування швидкоплинного руйнівного процесу лісової пожежі групою БПЛА, що була успішно апробована для вирішення задачі моніторингу лісових пожеж.

9. Достовірність і обґрунтованість наукових висновків дисертаційної роботи підтверджено результатами впровадження у програмне забезпечення FIRESTOP, розроблюване софтверною компанією FireTech Solutions, що довело працездатність розроблених методів і алгоритмів в реальному часі та забезпечило зниження обчислювальної складності на 40% та забезпечило ОПР належні своєчасність, точність і надійність візуального подання динаміки лісової пожежі, а отже, підвищило вірогідність прийняття адекватного і своєчасного рішення щодо реагування на неї.

Використання результатів дисертаційного дослідження дозволяє значно підвищити ефективність та безпечність вирішення задач промислового рибальства за рахунок інтенсивного застосування гетерогенних груп безпілотних апаратів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Shen, G., Zhou, L., Wu, Y., Cai, Z. (2018). A global expected risk analysis of fatalities, injuries, and damages by natural disasters. *Sustainability*, 10(7), 2573. <https://doi.org/10.3390/su10072573>
2. Ward, P.J., Blauhut, V., Bloemendaal, N., Daniell, J.E., de Ruiter, M.C., Duncan, M.J., Emberson, R., Jenkins, S.F., Kirschbaum, D., Kunz, M., Mohr, S., Muis, S., Riddell, G.A., Schäfer, A., Stanley, T., Veldkamp, T.I.E., Winsemius, H.C. (2020). Review article: Natural hazard risk assessments at the global scale. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 20, 1069–1096, <https://doi.org/10.5194/nhess-20-1069-2020>
3. Sherstjuk, V., Zharikova, M., Dorovskaja, I., Sheketa, V. (2020). Assessing Forest Fire Dynamics in UAV-Based Tactical Monitoring System. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 1246, 285–301. https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3_18
4. Kovivchak, Y., Dubuk, V., Dmytryshyn A. (2022). Development of an automated system for monitoring emergencies in forest ecosystems. *Computer-integrated technologies: education, science, production*, 47, 26–34. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-47-05>
5. Zharikova, M., Sherstjuk, V. (2015). Development of the Model of Natural Emergencies in Decision Support System. *EasternEuropean Journal of Enterprise Technologies*, 4(73), 1, 62–69. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2015.37801>
6. Ju, J., Choi, Y., Choi, J., Park, Y., Lee, S. (2020). Development of decision support system for emergency management in water treatment plants. *Desalination and Water Treatment*, 191, 40–50, <https://doi.org/10.5004/dwt.2020.25158>
7. Ambrosia, V., Zajkowski, T. (2015). Selection of Appropriate Class UAS/Sensors to Support Fire Monitoring: Experiences in the United States. In *Handbook of Unmanned Aerial Vehicles*, Springer, Netherlands, pp. 2723–2754. https://doi.org/10.1007/978-90-481-9707-1_73
8. Praneash, P.R.A, Rashmika G.P.T., Natarajan, A. (2022). Forest Fire Detection using Computer Vision. In Proc. of 2022 3rd Int. Conf. on Electronics and

Sustainable Comm. Systems (ICESC), Coimbatore, India, pp. 1094–1103.
<https://doi.org/10.1109/ICESC54411.2022.9885250>

9. Özel, B., Alam, M. S., & Khan, M. U. (2024). Review of Modern Forest Fire Detection Techniques: Innovations in Image Processing and Deep Learning. *Information*, 15(9), 538. <https://doi.org/10.3390/info15090538>

10. Chowdary, V., Gupta, M.K. (2018). Automatic Forest Fire Detection and Monitoring Techniques: A Survey. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 624, 1111–1117. https://doi.org/10.1007/978-981-10-5903-2_116

11. Sherstjuk, V., Zharikova, M., Sokol, I. (2018). Forest Fire Monitoring System Based on UAV Team, Remote Sensing, and Image Processing. In Proc. of IEEE 2nd Int. Conf. on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, pp. 590–594, <https://doi.org/10.1109/DSMP.2018.8478590>

12. Абрамов, Ю.А., Басманов, А.Е., Тарасенко, А.А. (2011). Моделирование пожаров, их обнаружения, локализации и тушения. Харьков: НУГЗУ, 927 с.

13. Нестеров, В.Г. (1949). Горимость леса и методы ее определения. М.: Гослесбумиздат, 74 с.

14. Курбатский, Н.П. (1973). К дискуссии о классификации лесных пожаров. Горение и пожары в лесу: матер. координационного совещания. Красноярск: ИЛиД СО АН СССР, 92 с.

15. Komorovski, V.S, Dorrer, G.A. (2013). Soft computing in wild landfires modeling. In Proc. of 4th Fire Behave and Fuels Conf., Missoula, Montana, USA, pp. 54–55. <https://doi.org/10.4018/978-1-4666-4707-7.ch053>

16. Гришин, А.М. (1992). Математическое моделирование лесных пожаров и новые способы борьбы с ними. Новосибирск: Наука, 408 с.

17. Зібцев, С.В., Сошенський, О.М., Гуменюк, В.В., Корень, В.А. (2019). Багаторічна динаміка лісових пожеж в Україні. *Ukrainian journal of forest and wood science*, 10, 3, 27–40. <http://dx.doi.org/10.31548/forest2019.03.027>

18. Зібцев, С.В., Борсук, О.А. Охорона лісів від пожеж у світі та в Україні – виклики ХХІ сторіччя та перспективи розвитку. Лісове і садово-паркове господарство. 2012, 3, 1–7.

19. Зібцев, С., Сошенський, О., Гуменюк, В., Богомолів, В. (2023). План інтегрованого управління ландшафтними пожежами в Луганській області: монографія. Київ: НУБіП України, 257 с.

20. Кузик, А.Д. (2010). Екологічні аспекти лісових пожеж. Проблеми екологічної безпеки та якості середовища: зб. тез доповідей міжнародної науково-практичної конференції, Львів, ЛДУ БЖД, 7–9.

21. Кузик, А.Д. (2009). Лісотипологічні засади пожежної безпеки лісів. *Науковий вісник НЛТУ України*, 14, 210–214.

22. Смотри, О.О. (2010). Структурний аналіз лісових пожеж, динаміка їхнього розвитку та поширення. *Науковий вісник НЛТУ України*, 20, 4, 69–75.

23. Гербут, Ф.Ф. (2012). Лісова пірологія. Ужгород: УНУ ГФ, 103 с.

24. Свириденко, В.Є., Бабіч, О.Г., Швиденко, А.Й. (1999). Лісова пірологія: підручник. К.: Агропромвидав України, 172 с.

25. Кузик, А.Д. (2012). Еколого-лісівничі основи пожежної безпеки лісів Малого Полісся: дис. ... д-ра с.-г. наук : 06.03.03. Л.: Львів. держ. ун-т безпеки життєдіяльн., 391 с.

26. Грицюк, Ю.І., Малець, І.О., Рак, Т.Є. (2010). Структурні компоненти задачі оптимального управління процесом боротьби з лісовими пожежами. *Наукові праці Лісівничої академії наук України*, 8, 152–179.

27. Смотри, О.О., Грицюк, Ю.І. (2011). Моделі та методи управління процесом гасіння лісових пожеж. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності*, 5(1), 68–77.

28. Barovik, D.V., Taranchuk, V.B. (2010). Mathematical modelling of running grown forest fires. *Mathematical modelling and analysis*, 15, 2, 161–164. <https://doi.org/10.3846/1392-6292.2010.15.161-174>

29. Finney, M.A. (2004). Farsite: Fire Area Simulator – model development and evaluation. USDA Forest Service. Res. Pap. RMRS-RP-4, 47 p.

30. Myroniuk, V. (2018). Accuracy assessment of global tree cover maps in the lowland plains of Ukraine. *Біоресурси і природокористування*, 10(1-2), 115–12. <https://doi.org/10.31548/bio2018.01.015>

31. Смотр, О.О. (2019). Аналіз сучасних тактичних способів ліквідації лісових пожеж та їх технічне забезпечення. *Пожежна безпека*, 17, 126–131.

32. Рева, Г.В. (1999). Гасіння верхових лісових пожеж ударними хвилями направлених вибухів. *Пожежна безпека*, 1, 3–6.

33. Азаров, С.І., Єременко, С.А., Сидоренко, В.Л., Смірнова, О.М., Білошицький, М.В., Власенко, Є.А., Пруський, А.В., Середа, Ю.П. (2016). Наукові засади захисту населення і територій від наслідків лісових пожеж з радіаційно небезпечними факторами: монографія. К.: Інтердрук, 203 с.

34. Matsala, M., Odruzenko, A., Hinchuk, T., Myroniuk, V., Drobyshev, I., Sydorenko, S., Zibtsev, S., Milakovsky, B., Schepaschenko, D., Kraxner, F., Bilous, A. (2024). War drives forest fire risks and highlights the need for more ecologically-sound forest management in post-war Ukraine. *Science Reports*, 14, 4131. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-54811-5>

35. Товарянський, В.І. (2017). Підвищення ефективності забезпечення пожежної безпеки в молодих соснових лісах України: дис. канд. с.-г. наук: 21.06.02 Пожежна безпека. Л.: Львів. держ. ун-т безпеки життєдіяльн., 180 с.

36. Flannigan, M. D., Krawchuk, K. A., de Groot, W. I., Wotton, B. M., & Gowman, L.M. (2009). Implications of changing climate for global wildland fire. *International Journal of Wildland Fire*, 18(5), 483–507. <https://doi.org/10.1071/WF08187>

37. Myroniuk, V., Zibtsev, S., Bogomolov, V., Goldammer, J., Soshenskyi, O., Levchenko, V., Matsala, M. (2023). Combining Landsat time series and GEDI data for improved characterization of fuel types and canopy metrics in wildfire simulation. *J. of Environmental Management*, 345, 118736, <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118736>

38. Scholze, M., Knorr, W., Arnell, N.W., Prentice, I.C. (2006). A climate-change risk analysis for world ecosystems. *Proc. of the National Academy of*

Sciences of the United States of America, 103, 35, 13116-13120.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0601816103>

39. Wells, R.O. (2008). Manifolds and Vector Bundles. In: Differential Analysis on Complex Manifolds. Graduate Texts in Mathematics, 65, pp 1–35.
https://doi.org/10.1007/978-0-387-73892-5_1

40. Burgan, R.E., Rothermel, R.C. (1984). BEHAVE: fire behavior prediction and fuel modeling system. Report INT-GTR-167, U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station.
<http://dx.doi.org/10.2737/INT-GTR-167>

41. Srivas, T., Artés, T., de Callafon, R.A., Altintas, I. (2016). Wildfire Spread Prediction and Assimilation for FARSITE Using Ensemble Kalman Filtering. *Procedia Computer Science*, 80, 897–908.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.328>

42. Anderson, J., Lange, D., Lonnermark, A., and Mindykowski, P. (2017). Modelling in WFDS of a wildfire scenario. In Proc. of 15th Int. Conf. and Exh. on Fire and Materials, San Francisco, CA, United States, pp. 765–776.

43. You, J., Huai, Y., Nie, X., Chen, Y. (2022). Real-time 3D visualization of forest fire spread based on tree morphology and finite state machine. *Computers & Graphics*, 103, 109–120. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2022.01.009>

44. Filippi, J.B., Bosseur, F., Grandi, D. (2014). ForeFire: open-source code for wildland fire spread models. In Proc. of VII Int. Conf. on Forest Fire Research, Domingos X. Viegas, Coimbra, Portugal, 29, pp. 1920.
https://doi.org/10.14195/978-989-26-0884-6_29

45. Howell, A.N., Belmont, E.L., McAllister, S.S., Finney, M.A. (2023). An Investigation of Oxygen Availability in Spreading Fires. *Fire Technology*, 59, 2147–2176. <https://doi.org/10.1007/s10694-023-01396-6>

46. Chen, Y., Morton, D.C., Randerson, J.T. (2024). Remote sensing for wildfire monitoring: Insights into burned area, emissions, and fire dynamics. *One Earth*, 7(6), 1022–1028. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2024.05.014>

47. Allison, R., Johnston, J., Craig, G., Jennings, S. (2016). Airborne Optical and Thermal Remote Sensing for Wildfire Detection and Monitoring. *Sensors*, 16(8), 1310. <https://doi.org/10.3390/s16081310>
48. Bessho, K., Date, K., Hayashi, M., Ikeda, A., Imai, T., Inoue, H., Kumagai, Y., Miyakawa, T., Murata, H., Ohno, T. (2016). An Introduction to Himawari-8/9 Japan's New-Generation Geostationary Meteorological Satellites. *Journal of the Meteorological Society of Japan*, II, 94, 151–183. <https://doi.org/10.2151/jmsj.2016-009>
49. Justice, C.O., Giglio, L., Korontzi, S., Owens, J., Morisette, J.T., Roy, D., Descloitres, J., Alleaume, S., Petitcolin, F., Kaufman, Y. (2002). The MODIS Fire Products. *Remote sensing of Environment*, 83(1-2), 244–262. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00076-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00076-7)
50. Martínez de Dios, J., Arrue, B., Merino, L., Ollero, A., Gómez-Rodríguez, F. (2007). Computer vision techniques for forest fire perception. *Image and Vision Computing*, 26(4), 550–562. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2007.07.002>
51. Sai Samhitha, T.S., Sagar, K.A., Yaswanth, J.S., Haritha, K. (2024). Early Forest Fire Prediction System Using Wireless Sensor Network. In Proc. of 2nd Int. Conf. on Device Intelligence, Computing and Comm. Technologies (DICCT), Dehradun, India, pp. 232–237, <https://doi.org/10.1109/DICCT61038.2024.10532798>
52. Liu, Y., Zheng, C., Liu, X., Tian, Y., Zhang, J., Cui, W. (2023). Forest Fire Monitoring Method Based on UAV Visual and Infrared Image Fusion. *Remote Sensing*, 15(12), 3173. <https://doi.org/10.3390/rs15123173>
53. Lu, K., Xu, R., Li, J., Lv, Y., Lin, H., Liu, Y. (2022). A Vision-Based Detection and Spatial Localization Scheme for Forest Fire Inspection from UAV. *Forests*, 13(3), 383. <https://doi.org/10.3390/f13030383>
54. Sherstjuk, V., Zharikova, M., Dorovskaja, I. (2020). 3D Fire Front Reconstruction in UAV-Based Forest-Fire Monitoring System. In: Proc. of IEEE Third International Conference on Data Stream Mining & Processing, pp. 243–248. <https://doi.org/10.1109/DSMP47368.2020.9204196>

55. Лаврівський, М., Тур, Н. (2015). Використання безпілотних літальних апаратів для моніторингу надзвичайних ситуацій у лісовій місцевості. *Науковий вісник НЛТУ України*, 25, 353–359. <https://doi.org/10.15421/40250857>
56. Rigge, M., Bunde, B., McCord, S.E., Harrison, G., Assal, T.J., Smith, J.L. (2025). Spatial Scale Dependence of Error in Fractional Component Cover Maps. *Rangeland Ecology & Management*, 99, 77–87, <https://doi.org/10.1016/j.rama.2025.01.004>
57. Schlobohm, P., Brain, J. (2002). Gaining an Understanding of the National Fire Danger Rating System. NFES 2665 Technical Report, National Wildfire Coordinating Group, Washington, DC, USA. 82 p.
58. <https://military.com/uk/news/v-ukrayini-pochala-robotu-suputnykova-systema-vyyavleniya-lisovyh-pozhezh/>
59. Sathishkumar, V.E., Cho, J., Subramanian, M. (2023). Forest fire and smoke detection using deep learning-based learning without forgetting. *Fire Ecol.*, 19, 9. <https://doi.org/10.1186/s42408-022-00165-0>
60. Barmoutis, P., Papaioannou, P., Dimitropoulos, K., Grammalidis, N. (2020). A Review on Early Forest Fire Detection Systems Using Optical Remote Sensing. *Sensors*, 20(22), 6442. <https://doi.org/10.3390/s20226442>
61. <https://www.amplcam.com/>
62. <https://smokedsystem.com/>
63. <https://eos.com/uk/>
64. Ding, Y., Wang, M., Fu, Y., Wang, Q. (2024). Forest Smoke-Fire Net (FSF Net): A Wildfire Smoke Detection Model That Combines MODIS Remote Sensing Images with Regional Dynamic Brightness Temperature Thresholds. *Forests*, 15(5), 839. <https://doi.org/10.3390/f15050839>
65. Гусак О.М. Інформаційна технологія раннього виявлення лісових пожеж за допомогою безпілотних літальних апаратів: дис. канд. техн. наук: 05.13.06 Інформаційні технології. Львів: Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, 2019. 187 с.
66. <https://earthengine.google.com/>

67. Sherstjuk, V., Zharikova, M., Sokol, I. (2018). Forest Fire-Fighting Monitoring System Based on UAV Team and Remote Sensing. In: Proc. of IEEE 38th Int. Conf. on Electronics and Nanotechnology (ELNANO), Kyiv, Ukraine, pp. 663–668, <https://doi.org/10.1109/ELNANO.2018.8477527>
68. Sherstjuk, V., Zharikova, M. (2019). Fire-Front Recognition in UAV-Based Forest-Fire Monitoring System Using Fuzzy Rough Soft Sets. In Proc. of IEEE 2nd Ukraine Conf. on Electrical and Computer Engineering UKRCON, Lviv, Ukraine, pp. 1091–1096. <https://doi.org/10.1109/UKRCON.2019.8879829>
69. Sherstjuk, V., Zharikova, M. (2019). Evaluation of Fire Intensity Based on Neural Networks in a Forest-Fire Monitoring System. In Proc. of IEEE 39th Int. Conf. Electronics and Nanotechnology ELNANO'2019, Kyiv, Ukraine, pp. 802–807. <https://doi.org/10.1109/ELNANO.2019.8783410>
70. Allison R., Johnston J., Craig G., Jennings, S. (2016). Airborne Optical and Thermal Remote Sensing for Wildfire Detection and Monitoring. *Sensors*, 16(8), 1310. <https://doi.org/10.3390/s16081310>
71. Wooster, M., Roberts, G., Smith, A., Johnston, J., Freeborn, P., Amici, S., Hudak, A. (2013). Thermal Remote Sensing of Active Vegetation Fires and Biomass Burning Events. *Thermal Infrared Remote Sensing*, 17, 347–390. https://doi.org/10.1007/978-94-007-6639-6_18
72. Qiang, Y., Pei, B., Zhao, J. (2014). Forest Fire Image Intelligent Recognition based on the Neural Network. *Journal of Multimedia*, 9(3), 449–455. <https://doi.org/10.4304/jmm.9.3.449-455>
73. Chen, T., Yin, Y., Huang, S., Ye, Y. (2006). The smoke detection for early fire-alarming system base on video processing. In Proc. of 2006 Int. Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia, Pasadena, CA, USA, pp. 427–430. <https://doi.org/10.1109/IIH-MSP.2006.265033>
74. Çelik, T., Özkaramanli, H., Demirel, H. (2007). Fire and smoke detection without sensors: Image processing based approach. In Proc. of 15th Europ. Signal Proc. Conf., Poznan, pp. 1794–1798.

75. James, M. (2014). Flame and smoke estimation for fire detection in videos based on optical flow and neural networks. *Int. J. of Research in Engineering and Technology*, 3(8), 324–328. <https://doi.org/10.15623/ijret.2014.0308050>
76. Mendez, O., Hadfield, S., Pugeault, N., Bowden, R. (2017). Taking the Scenic Route to 3D: Optimising Reconstruction from Moving Cameras. In Proc. of IEEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), Venice, pp. 4687–4695. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.501>
77. Scott, W.R., Roth, G., Rivest, J.-F. (2003). View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection. *ACM Computing Surveys*, 35(1), 64–96. <https://doi.org/10.1145/641865.641868>
78. Mur-Artal, R., Montiel, J.M.M., Tardós, J.D. (2015). ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System. *IEEE Transactions on Robotics*, 31(5), 1147–1163. <https://doi.org/10.1109/TRO.2015.2463671>
79. Delmerico, J., Isler, S., Sabzevari, R., Scaramuzza, D. (2018). A comparison of volumetric information gain metrics for active 3D object reconstruction. *Autonomous Robots*, 42, 197–208. <https://doi.org/10.1007/s10514-017-9634-0>
80. Furukawa, Y., Ponce, J. (2010). Accurate, Dense, and Robust Multiview Stereopsis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(8), 1362–1376. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.161>
81. Jancosek, M., Shekhovtsov, A., Pajdla, T. (2009). Scalable multi-view stereo. In Proc. of IEEE 12th Int. Conf. on Computer Vision, ICCV Workshops, Kyoto, pp. 1526–1533. <https://doi.org/10.1109/ICCVW.2009.5457432>
82. Galliani, S., Lasinger, K., Schindler, K. (2015). Massively Parallel Multiview Stereopsis by Surface Normal Diffusion. In Proc. of 2015 IEEE Int. Conf. on Computer Vision (ICCV), Santiago, pp. 873–881. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.106>
83. Isler, S., Sabzevari, R., Delmerico, J., Scaramuzza, D. (2016). An information gain formulation for active volumetric 3D reconstruction. In Proc. of

IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), Stockholm, pp. 3477–3484.
<https://doi.org/10.1109/ICRA.2016.7487527>

84. You, D., Zhang, S., Chen, S., Zheng, N. (2021). A Novel 3D Point Cloud Registration Algorithm Based on Hybrid Line Features. In Proc. of 2021 IEEE Int. Intelligent Transportation Systems Conf. (ITSC), pp. 2221–2228.
[https://doi.org/10.1109/ITSC48978.2021.9564447\(2221-2228\)](https://doi.org/10.1109/ITSC48978.2021.9564447(2221-2228))

85. Triebel, R., Pfaff, P., Burgard, W. (2006). Multi-Level Surface Maps for Outdoor Terrain Mapping and Loop Closing. In Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Beijing, pp. 2276–2282.
<https://doi.org/10.1109/IROS.2006.282632>

86. Gutmann, J.S., Fukuchi, M., Fujita, M. (2008). 3D perception and environment map generation for humanoid robot navigation. *Int. J. Rob. Res.*, 27, 10, 1117–1134. <https://doi.org/10.1177/0278364908096316>

87. Ryde, J., Hu, H. (2010). 3D mapping with multi-resolution occupied voxel lists. *Autonomous Robots*, 28, 2, 169–185. <https://doi.org/10.1007/s10514-009-9158-3>

88. Marchand, E., Chaumette, F. (1999). Active vision for complete scene reconstruction and exploration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21, 1, 65–72. <https://doi.org/10.1109/34.745736>

89. Ouairi, Z., Mahmoudi, S.A., Zbakh, M. (2024). Enhancing Object Detection in Smart Video Surveillance: A Survey of Occlusion-Handling Approaches. *Electronics*, 13(3), 541. <https://doi.org/10.3390/electronics13030541>

90. Kortylewski, A., Liu, Q., Wang, A., Sun, Y., Yuille, A. (2021). Compositional convolutional neural networks: A robust and interpretable model for object recognition under occlusion. *Int. J. Comput. Vis.*, 129, 736–760.
<https://doi.org/10.1007/s11263-020-01401-3>

91. Wang, Z., Zhan, J., Duan, C., Guan, X., Lu, P., Yang, K. (2023). A Review of Vehicle Detection Techniques for Intelligent Vehicles. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 34, 3811–3831. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3128968>

92. Jin, X., Yang, H., He, X., Liu, G., Yan, Z., Wang, Q. (2023). Robust LiDAR-Based Vehicle Detection for On-Road Autonomous Driving. *Remote Sensing*, 15, 3160. <https://doi.org/10.3390/rs15123160>
93. Zhou, Y., Tuzel, O. (2018). VoxelNet: End-to-End Learning for Point Cloud Based 3D Object Detection. In: Proc. of the 2018 IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, USA, pp. 4490–4499. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00472>
94. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun. of ACM*, 60, 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
95. Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., Malik, J. (2014). Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. In: Proc. of the 2014 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA, pp. 580–587. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81>
96. Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C.-Y. (2016). SSD: Single Shot MultiBox Detector. In: Computer Vision ECCV 2016, Springer, Switzerland, pp. 21–37. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2
97. Lin, T., Goyal, P., Girshick, R., He, K., Dollár, P. (2017). Focal Loss for Dense Object Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42, 2, 318–327. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2858826>
98. Cho, H., Seo, Y.-W., Kumar, B.V.K.V., Rajkumar, R.R. (2014). A multi-sensor fusion system for moving object detection and tracking in urban driving environments. In: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), Hong Kong, China, pp. 1836–1843. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2014.6907100>
99. Xu, X., Zhang, L., Yang, J., Cao, C., Tan, Z., Luo, M. (2021). Object Detection Based on Fusion of Sparse Point Cloud and Image Information. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 70, 2512412. <https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3102739>
100. Liu, L., He, J., Ren, K., Xiao, Z., Hou, Y. (2022). A LiDAR – Camera Fusion 3D Object Detection Algorithm. *Information*, 13, 169. <https://doi.org/10.3390/info13040169>

101. Chen, X., Ma, H., Wan, J., Li, B., Xia, T. (2017). Multi-View 3D Object Detection Network for Autonomous Driving. In: Proc. of the 2017 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, pp. 6526–6534. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.691>

102. Varghese, R., Sambath, M. (2024). YOLOv8: A Novel Object Detection Algorithm with Enhanced Performance and Robustness. In: Proc. of Int. Conf. on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS), Chennai, India, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ADICS58448.2024.10533619>

103. Любимов, О.С., Шерстюк, В.Г. (2025). Вдосконалення моделі YOLOv8 для дистанційного зондування швидкоплинних деструктивних процесів. *Вісник Херсонського національного технічного університету*, 1(92), 153–180. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.1.2.18>

104. Siwei, H., Baolong, L. (2021). Review of Bounding Box Algorithm Based on 3D Point Cloud. *Int. J. Adv. Netw. Monit. Control*, 6, 18–23. <https://doi.org/10.21307/ijanmc-2021-003>

105. Zand, M., Etemad, A., Greenspan, M. (2022). Oriented Bounding Boxes for Small and Freely Rotated Objects. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 60, 1–15. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3076050>

106. Feng, M., Zhang, T., Li, S., Jin, G., Xia, Y. (2020). An improved minimum bounding rectangle algorithm for regularized building boundary extraction from aerial LiDAR point clouds with partial occlusions. *Int. J. Remote Sens.* 41, 300–319. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1641245>

107. Любимов, О.С., Шерстюк, В.Г. (2025). Метод обробки інформації при дистанційному зондуванні лісових пожеж групою БПЛА. *Наука і техніка сьогодні*, 3(44), 1277–1293. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-3\(44\)-1277-1293](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-3(44)-1277-1293)

108. Zhao, Z.-Q., Zheng, P., Xu, S.-t., Wu, X. Object detection with deep learning: A review. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 2019, 30(11), 3212–3232. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2876865>

109. Alon, N., Spencer, J.H. (2016). *The Probabilistic Method*, Wiley, New York, USA.
110. Aggarwal, C.C. (2010). Managing and Mining Uncertain Data. *Advances in Database Systems*, 35. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-09690-2>
111. Demri, S.P., Orlowska, E.S. (2002). *Incomplete Information: Structure, Inference, Complexity*. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-04997-6>
112. Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 3(8), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
113. Minoofam, S.A.H., Ahmadi, J., Kanan, H.R. (2015). A comparative review on non-deterministic sets for association rule mining. In *Proc. of the 4th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS)*, Zahedan, Iran, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/CFIS.2015.7391691>
114. Dubois, D., Prade, H. (1980). *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications. Mathematics in Science and Engineering*, 144, Academic Press, New York, NY, USA.
115. Zhang, W.-R. (1994). Bipolar fuzzy sets and relations: a computational framework for cognitive modeling and multiagent decision analysis. In: *Proc. of the First Int. Joint Conf. of The North American Fuzzy Information Processing Society*, San Antonio, TX, USA, pp. 305–309. <https://doi.org/10.1109/IJCF.1994.375115>
116. Torra, V. (2010). Hesitant fuzzy sets. *Int. J. of Intelligent Systems*, 25, 529–539. <https://doi.org/10.1002/int.20418>
117. Miyamoto, S. (2000). Multisets and fuzzy multisets. In: Liu, Z.Q., Miyamoto, S. (Eds.) *Soft Computing and Human-Centered Machines*, Springer, Berlin, Germany, pp. 9–33. https://doi.org/10.1007/978-4-431-67907-3_2
118. Zadeh, L.A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Sciences*, 3(8), 199–249. [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(75\)90036-5](https://doi.org/10.1016/0020-0255(75)90036-5)
119. Atanassov, K.T. (1986). Intuitionistic fuzzy sets. *Fuzzy Sets Systems*, 20, 87–96. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(86\)80034-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(86)80034-3)

120. Smarandache, F. (2019). Neutrosophic Set is a Generalization of Intuitionistic Fuzzy Set, Inconsistent Intuitionistic Fuzzy Set (Picture Fuzzy Set, Ternary Fuzzy Set), Pythagorean Fuzzy Set, q-Rung Orthopair Fuzzy Set, Spherical Fuzzy Set, and n-HyperSpherical Fuzzy Set, while Neutrosophication is a Generalization of Regret Theory, Grey System Theory, and Three-Ways Decision. *Journal of New Theory*, 29, 01–35. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.07333>
121. Gau, W., Buehrer, D.J. (1993). Vague sets. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2(23), 610–614. <https://doi.org/10.1109/21.229476>
122. Smarandache, F. (2005). Neutrosophic set – a generalization of intuitionistic fuzzy sets. *Int. J. of Pure and Applied Mathematics*, 24(3), 287–297.
123. Pawlak, Z. (1982). Rough sets. *Int. J. of Computer & Information Sciences*, 11.5, 341–356. <https://doi.org/10.1007/BF01001956>
124. Liu, S., Lin, Y. (2006). *Grey Information: Theory and Practical Applications*. London, Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/1-84628-342-6>
125. Molodtsov, D. (1999). Soft set theory – First results. *Computers & Mathematics with Applications*, 37, 4–5, 19–31. [https://doi.org/10.1016/S0898-1221\(99\)00056-5](https://doi.org/10.1016/S0898-1221(99)00056-5)
126. Yamaguchi, D., Li, G.-D., Chen, L.-C., Nagai, M. (2007). Reviewing crisp, fuzzy, grey and rough mathematical models. In: *Proc. of 2007 IEEE Int. Conf. on Grey Systems and Intelligent Services*, Nanjing, China, pp. 547–552. <https://doi.org/10.1109/GSIS.2007.4443334>
127. Lingras, P., Jensen, R. (2007). Survey of Rough and Fuzzy Hybridization. In *Proc. of 2007 IEEE Int. Fuzzy Systems Conf.*, London, UK, pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2007.4295352>
128. Qishan, Z., Guohong, C. (2004). Rough grey sets. *Kybernetes*, 33.2, 446–452. <https://doi.org/10.1108/03684920410514472>
129. Liu, J., Qiao, J.-Z. (2014). A grey rough set model for evaluation and selection of software cost estimation methods. *Grey Systems: Theory and Application*, 4.1, 3–12. <https://doi.org/10.1108/GS-08-2013-0016>

130. Rao, C., Chen, W., Wang, C. (2008). Research and application of fuzzy grey multi-attribute group decision making. In Proc. of 2008 Chinese Control and Decision Conf., Yantai, China, pp. 2292–2295.
<https://doi.org/10.1109/CCDC.2008.4597732>
131. Li, Z., Wen, G., Xie, N. (2015). An approach to fuzzy soft sets in decision making based on grey relational analysis and Dempster-Shafer theory of evidence: An application in medical diagnosis. *Artificial Intelligence in Medicine*, 64, 3, 161–171. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2015.05.002>
132. Feng, F., Liu, X., Leoreanu-Fotea, V., Jun, Y. B. (2011). Soft sets and soft rough sets, *Information Sciences*, 181, 6, 1125–1137.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2010.11.004>
133. Ali, M.I. (2011). A note on soft sets, rough soft sets and fuzzy soft sets. *Applied Soft Computing*, 11, 4, 3329–3332.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2011.01.003>
134. Meng, D., Zhang, X., Qin, K. (2011). Soft rough fuzzy sets and soft fuzzy rough sets. *Computers & Mathematics with Applications*, 62, 12, 4635–4645.
<https://doi.org/10.1016/j.camwa.2011.10.049>
135. Feng, F., Li, C., Davvaz, B., Irfan Ali, M. (2010). Soft sets combined with fuzzy sets and rough sets: a tentative approach. *Soft Computing*, 14, 899–911.
<https://doi.org/10.1007/s00500-009-0465-6>
136. Yamaguchi, D., Li, G.-D., Chen, L.-C., Nagai, M. (2007). Reviewing crisp, fuzzy, grey and rough mathematical models. In: Proc. of IEEE Int. Conf. on Grey Systems and Intelligent Services, Nanjing, China, pp. 547–552.
<https://doi.org/10.1109/GSIS.2007.4443334>
137. Meagher, D. (1982). Geometric modeling using octree encoding. *Computer Graphics and Image Processing*, 19, 2, 129–147.
[https://doi.org/10.1016/0146-664X\(82\)90104-6](https://doi.org/10.1016/0146-664X(82)90104-6)
138. Hornung, A., Wurm, K., Bennewitz, M., Stachniss, C., Burgard, W. (2013). Octomap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on

octrees. *Autonomous Robots*, 34(3), pp. 189–206. <https://doi.org/10.1007/s10514-012-9321-0>

139. Venkatesh, K., Preethi, K., Ramesh, H. (2020). Evaluating the effects of forest fire on water balance using fire susceptibility maps. *Ecological Indicators*, 110, 105856, <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105856.140>

140. Wang, P.-S. (2023). OctFormer: Octree-based Transformers for 3D Point Clouds. *ACM Transactions on Graphics*, 42, 4, 155. <https://doi.org/10.1145/3592131>

141. Maltezos, E., Ioannidis, C. (2016). Automatic extraction of building roof planes from airborne lidar data applying an extended 3D randomized Hough transform. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, III–3, 209–216. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-III-3-209-2016>

142. Nithyashree, S., Robin, M., Genitha, C.H. (2024). Visualizing and analyzing forest fire using YOLOv8 Algorithm. In Proc. of Int. Conf. on Communication, Computing and Internet of Things, Chennai, India, pp. 1–5, <https://doi.org/10.1109/IC3IoT60841.2024.10550227>

143. Lei, L., Duan, R., Yang, F., & Xu, L. (2024). Low Complexity Forest Fire Detection Based on Improved YOLOv8 Network. *Forests*, 15(9), 1652. <https://doi.org/10.3390/f15091652>

144. Yang, X., Hua, Z., Zhang, L., Fan, X., Zhang, F., Ye, Q., Fu, L. (2023). Preferred Vector Machine for Forest Fire Detection. *Pattern Recognition*, 143, 109722. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2023.109722>

145. Maeda, N., Tonooka, H. (2022). Early Stage Forest Fire Detection from Himawari-8 AHI Images Using a Modified MOD14 Algorithm Combined with Machine Learning. *Sensors*, 23(1), 210. <https://doi.org/10.3390/s23010210>

146. Sathishkumar, V.E., Cho, J., Subramanian, M., Naren, O.S. (2023). Forest Fire and Smoke Detection Using Deep Learning-Based Learning without Forgetting. *Fire Ecology*, 19, 9. <https://doi.org/10.1186/s42408-022-00165-0>

147. Liu, F., Chen, R., Zhang, J., Xing, K., Liu, H., Qin, J. (2022). R2YOLOX: A Lightweight Refined Anchor-Free Rotated Detector for Object Detection in Aerial Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1–15. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3215472>
148. Guan, R., Li, Z., Tu, W., Wang, J., Liu, Y., Li, X., Tang, C., Feng, R. (2024). Contrastive Multi-View Subspace Clustering of Hyperspectral Images Based on Graph Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62, 1–14. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2024.3370633>
149. Lv, Q., Quan, Y., Sha, M., Feng, W., Xing, M. (2022). Deep Neural Network-Based Interrupted Sampling Deceptive Jamming Countermeasure Method. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 15, 9073–9085. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2022.3214969>
150. Li, Y., Zhang, S., Wang, W.-Q. (2020). A Lightweight Faster R-CNN for Ship Detection in SAR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1–5. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2020.3038901>
151. Zhang, W., Liu, Z., Zhou, S., Qi, W., Wu, X., Zhang, T., Han, L. (2024). LS-YOLO: A Novel Model for Detecting Multi-Scale Landslides with Remote Sensing Images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 4952–4965, <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3363160>
152. Zhang, L., Wang, M., Ding, Y., Bu, X. (2023). MS-FRCNN: A Multi-Scale Faster RCNN Model for Small Target Forest Fire Detection. *Forests*, 14(3), 616. <https://doi.org/10.3390/f14030616>
153. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *ArXiv*, 1506.02640. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.02640>
154. Niu, Z., Zhong, G., Yu, H. (2021). A Review on the Attention Mechanism of Deep Learning. *Neurocomputing*, 452, 48–62. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.03.091>

155. Luo, M., Xu, L., Yang, Y., Cao, M., Yang, J. (2022). Laboratory Flame Smoke Detection Based on an Improved YOLOX Algorithm. *Applied Sciences*, 12(24), 12876. <https://doi.org/10.3390/app122412876>
156. Xue, Q., Lin, H., Wang, F. (2022). FCDM: An Improved Forest Fire Classification and Detection Model Based on YOLOv5. *Forests*, 13(12), 2129. <https://doi.org/10.3390/fl3122129>
157. Chen, G., Cheng, R., Lin, X., Jiao, W., Bai, D., Lin, H. (2023). LMDFS: A Lightweight Model for Detecting Forest Fire Smoke in UAV Images Based on YOLOv7. *Remote Sensing*, 15(15), 3790. <https://doi.org/10.3390/rs15153790>
158. Wang, Z., Hua, Z., Wen, Y., Zhang, S., Xu, X., Song, H. (2024). E-YOLO: Recognition of Estrus Cow Based on Improved YOLOv8n Model. *Expert Systems with Applications*, 238, 122212. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122212>
159. Mahasin, M., Dewi, I.A. (2022). Comparison of CSPDarkNet53, CSPResNeXt-50, and EfficientNet-B0 Backbones on YOLO V4 as Object Detector. *Int. J. of Engineering, Science and Information Technology*, 2(3), 64–72. <https://doi.org/10.52088/ijesty.v2i3.291>
160. Yi, H., Liu, B., Zhao, B., Liu, E. (2023). Small Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8 for Remote Sensing. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 1734–1747. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2023.3339235>
161. Neubeck, A., Van Gool, L. (2006). Efficient Non-Maximum Suppression. Proc. of the 18th Int. Conf. on Pattern recognition ICPR'06, Hong Kong, China, 3, pp. 850–855. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2006.479>
162. Tang, Y., Han, K., Guo, J., Xu, C., Xu, C., Wang, Y. (2022). GhostNetv2: Enhance Cheap Operation with Long-Range Attention. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35, 9969–9982. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.12905>

163. Zhang, Z. (2023). Drone-YOLO: An Efficient Neural Network Method for Target Detection in Drone Images. *Drones*, 7(8), 526. <https://doi.org/10.3390/drones7080526>
164. Zhao, F., Feng, F., Ye, S., Mao, Y., Chen, X., Li, Y., Ning, M., Zhang, M. (2024). Multi-head self-attention mechanism-based global feature learning model for ASD diagnosis. *Biomedical Signal Processing and Control*, 91, 106090. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.106090>
165. Zhao, Z., Du, J., Li, C., Fang, X., Xiao, Y., Tang, J. (2024). Dense Tiny Object Detection: A Scene Context Guided Approach and a Unified Benchmark. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62, 1–13. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2024.3357706>
166. Wang, Z., Meng, Q., Tang, F., Qi, Y., Li, B., Liu, X., Kong, S., Li, X. (2024). MSG-YOLO: A Lightweight Detection Algorithm for Clubbing Finger Detection. *Electronics*, 13(22), 4549. <https://doi.org/10.3390/electronics13224549>
167. Guo, M.-H., Lu, C.-Z., Hou, Q., Liu, Z.-N., Cheng, M.-M., Hu, S.-M. (2022). SegNeXt: rethinking convolutional attention design for semantic segmentation. In Proc. of the 36th Int. Conf. On Neural Information Processing Systems NIPS'22, Red Hook, NY, USA, 84, pp. 1140–1156. <https://doi.org/10.5555/3600270.3600354>
168. Guo, M., Lu, C., Hou, Q., Liu, Z., Cheng, M., Hu, S. (2022). SegNeXt: Rethinking Convolutional Attention Design for Semantic Segmentation. *ArXiv*, abs/2209.08575. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.08575>
169. Wang, G., Li, H., Li, P., Lang, X., Feng, Y., Ding, Z., Xie, S. (2024). M4SFWD: A Multi-Faceted Synthetic Dataset for Remote Sensing Forest Wildfires Detection. *Expert Systems with Applications*, 245, 123489. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123489>
170. Liu, S., Yang, Y., Forrest, J.YL. (2022). Grey Numbers and Their Operations. In: Grey Systems Analysis. Series on Grey System, pp 39–54. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-6160-1_3

171. Qian, G., Wang, H., Feng, X. (2013). Generalized hesitant fuzzy sets and their application in decision support system. *Knowledge-Based Syst.*, 37, 357–365. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2012.08.019>

172. Cai B., Cheng E., Liang P., Xiong C., Sun Z., Zhang Q., Song B. (2021). Ghost-Light-3Dnet: Efficient Network for Heart Segmentation. In: Proc. of IEEE 18th Int. Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Nice, France, pp. 1704–1708. <https://doi.org/10.1109/ISBI48211.2021.9433974>

173. Alcantud, J.C.R., Khameneh, A.Z., Santos-García, G. et al. (2024). A systematic literature review of soft set theory. *Neural Comput & Applic*, 36, 8951–8975. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09552-x>

ДОДАТОК А

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Вдосконалення моделі YOLOv8 для дистанційного зондування швидкоплинних деструктивних процесів. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2025. №1(92). Ч.2. С.126–141. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.1.2.18>

2. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Відтворення просторово-часової моделі швидкоплинних руйнівних процесів за допомогою дистанційного зондування. *Таврійський науковий вісник: серія «Технічні науки»*. 2025. Вип.1. С.103–118. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.1.10>

3. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Метод обробки інформації при дистанційному зондуванні лісових пожеж групою БПЛА. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. №3(44). С.1277–1293. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-3\(44\)-1277-1293](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-3(44)-1277-1293)

4. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Дистанційне зондування лісової пожежі шляхом спільного використання камер і лідарів групи БПЛА. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. №4(45). С.1214–1229. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4\(45\)-1214-1229](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-4(45)-1214-1229)

Наукові праці, які засвідчують апробацію результатів дисертації:

1. Любимов О.С. Вдосконалення моделі розпізнавання осередків лісових пожеж при дистанційному зондуванні з безпілотних апаратів. Мат. 5-ї Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Молодь і наука», Хмельницький, Україна, 26.05.2024, С. 125–127.

1. Любимов О.С. Вдосконалення моделі розпізнавання осередків лісових пожеж при дистанційному зондуванні з безпілотних апаратів. Мат. VI-ї

Всеукраїнської науково-технічної конференції «Інформаційні технології та програмування», Хмельницький, Україна, 20.12.2024, С. 81–84.

3. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Моніторинг лісових пожеж за допомогою дистанційного зондування групою БПЛА. Зб. наук. праць IV Міжнародної наукової конференції «Розвиток наук в умовах нової реальності: проблеми та перспективи», Умань, Україна, 28.03.2025. С.148–151.

4. Любимов О.С., Шерстюк В.Г. Використання лідару для дистанційного зондування лісової пожежі з БПЛА. Зб. наук. праць VI Міжнародної наукової конференції «Наукові відкриття та фундаментальні наукові дослідження: світовий досвід», Івано-Франківськ, Україна, 02.05.2025, С. 247–248.

ДОДАТОК Б

Обробка LiDAR-даних для зондування хмари диму

Ініціалізувати системи:

- Ініціалізувати LiDAR

- Ініціалізувати GPS та інерціальну навігаційну систему (IMU)

- Ініціалізувати модуль зберігання/передачі даних

- Ініціалізувати фільтр шуму

ПОКИ квадрокоптер у зоні сканування:

- Отримати координати позиції з GPS/IMU

- Отримати черговий фрейм даних LiDAR (набір точок)

- Прив'язати дані за часом до координат квадрокоптера

Для кожної точки в LiDAR-фреймі:

- Обчислити абсолютні координати точки (з урахуванням положення дрона)

- Обчислити інтенсивність сигналу повернення

- Якщо інтенсивність < поріг прозорості:

 - Позначити точку як потенційну димову частинку

- Інакше:

 - Позначити як відображення від твердої поверхні (рослинність, земля тощо)

Нормалізувати координати точки до загальної системи координат

Очистити дані від шумів (фільтрація точок за висотою, щільністю, інтенсивністю)

Ідентифікувати та вилучити точки викиду (шум сенсора або помилка вимірювання)

Згрупувати димові точки у воксельну сітку (3D-решітку простору)

Обчислити густину диму в кожному вокселі

Якщо густина > поріг густини

- Знизити роздільну здатність зменшенням щільності хмари точок

Побудувати 3D-модель хмари диму (ізолінії або теплову карту)

Кластеризація хмари диму

- Виконати процедуру радіального пошуку

- Зафіксувати сегменти у вигляді тривимірних фігур

- Сформувати контур поверхні хмари диму

Згладити поверхню хмари диму

Виконати процедуру рандомізованої трансформації Хафа

Обрахувати глибину сцени

Зберегти дані у хмару або передати на наземну станцію

Якщо визначено критичну густину диму або зміну напрямку:

- Згенерувати попередження для рятувальників

КІНЕЦЬ ПОКИ

В командному центрі:

- Проаналізувати повну модель диму

- Побудувати карту поширення диму у просторі та часі

- Виконати прогнозування (за допомогою CFD або ML-моделі)

Основний цикл: проводить аналіз 10 "фреймів" з подальшою оцінкою густоти диму.

Вхідні дані формату .pcap
сенсор Velodyne VLP-16

Відображає хмару точок:

червоні — ймовірні димові частинки,

блакитні — інші відбиття (рослинність, ґрунт).

Визначає, які точки належать до диму (низька інтенсивність).

червоні куби — області з найбільшою кількістю димових точок.

рожеві куби — менш щільний дим.

Хмара димових точок як в PointCloud.

Використовуємо Alpha Shape на основі димових точок, щоб побудувати об'ємну гладку 3D-поверхню навколо хмари диму.

ALPHA_RADIUS контролює "щільність" обгортки (менше = щільніше)

Fall-back не ламає код, якщо alpha_shape не вдається.

Синя оболонка додається поверх вокселів і точок

```
python
import numpy as np
import open3d as o3d
import ROS
import PyLIDAR
import random
import time
from collections import defaultdict

# === Параметри ===
INTENSITY_THRESHOLD = 20.0
VOXEL_SIZE = 1.0
NUM_FRAMES = 30
STACK_FRAMES = 5
POINTS_PER_FRAME = 5000
VOXEL_MIN_POINTS = 3
ALPHA_RADIUS = 1.5 # чутливість альфа-оболонки

# === Генерація одного LiDAR-кадру ===
def generate_velodyne_frame():
    points = []
    for _ in range(POINTS_PER_FRAME):
        x = random.uniform(-15, 15)
        y = random.uniform(-15, 15)
        z = random.uniform(-5, 5)
        intensity = random.uniform(0, 100)

        # Сценарій диму в центрі
        if -5 < x < 5 and -5 < y < 5 and 0 < z < 3:
            intensity = random.uniform(0, 15)

        points.append([x, y, z, intensity])
    return np.array(points)
```

```

# === Вокселізація ===
def compute_voxel_density(points, voxel_size):
    voxel_counts = defaultdict(int)
    voxel_centers = {}

    for pt in points:
        x, y, z = pt[:3]
        vx = int(np.floor(x / voxel_size))
        vy = int(np.floor(y / voxel_size))
        vz = int(np.floor(z / voxel_size))
        key = (vx, vy, vz)
        voxel_counts[key] += 1
        voxel_centers[key] = (vx + 0.5) * voxel_size, (vy + 0.5) * voxel_size, (vz + 0.5) *
voxel_size

    return voxel_counts, voxel_centers

# === Створення кубів-вокселів ===
def create_voxel_geometries(voxel_counts, voxel_centers, voxel_size, min_points=3):
    geometries = []
    filtered_voxels = {k: c for k, c in voxel_counts.items() if c >= min_points}
    if not filtered_voxels:
        return geometries

    max_density = max(filtered_voxels.values())

    for key, count in filtered_voxels.items():
        density_ratio = count / max_density
        color = [1.0, 1.0 - density_ratio, 1.0 - density_ratio] # червоний -> рожевий

        cube = o3d.geometry.TriangleMesh.create_box(width=voxel_size,
                                                    height=voxel_size,
                                                    depth=voxel_size)
        cube.translate(np.array(voxel_centers[key]) - voxel_size / 2)
        cube.paint_uniform_color(color)
        cube.compute_vertex_normals()
        geometries.append(cube)
    return geometries

# === Створення 3D оболонки диму ===
def create_smoke_surface(points, method="alpha", alpha_radius=1.5):
    pcd = o3d.geometry.PointCloud()
    pcd.points = o3d.utility.Vector3dVector(points[:, :3])

    if method == "alpha":
        try:
            mesh,
            o3d.geometry.TriangleMesh.create_from_point_cloud_alpha_shape(pcd, alpha=alpha_radius)
            mesh.compute_vertex_normals()
            mesh.paint_uniform_color([0.2, 0.4, 1.0]) # синювата поверхня
            return mesh
        except:

```

```

        return None
    elif method == "convex":
        try:
            mesh,
o3d.geometry.TriangleMesh.create_from_point_cloud_convex_hull(pcd)
            mesh.compute_vertex_normals()
            mesh.paint_uniform_color([0.2, 0.4, 1.0])
            return mesh
        except:
            return None
    else:
        return None

# === Основна функція з анімацією ===
def run_voxel_animation():
    vis = o3d.visualization.Visualizer()
    vis.create_window(window_name="Smoke Volume + Surface", width=1000,
height=800)
    geom_added = False

    stacked_points = []

    for frame in range(NUM_FRAMES):
        lidar_frame = generate_velodyne_frame()
        smoke_points = lidar_frame[lidar_frame[:, 3] < INTENSITY_THRESHOLD]

        stacked_points.append(smoke_points)
        if len(stacked_points) > STACK_FRAMES:
            stacked_points.pop(0)

        combined = np.vstack(stacked_points)

        voxel_counts, voxel_centers = compute_voxel_density(combined, VOXEL_SIZE)
        voxel_geometries = create_voxel_geometries(voxel_counts, voxel_centers,
VOXEL_SIZE, VOXEL_MIN_POINTS)

        # Точки диму (для оболонки)
        pcd = o3d.geometry.PointCloud()
        pcd.points = o3d.utility.Vector3dVector(combined[:, :3])
        pcd.paint_uniform_color([0.8, 0.1, 0.1])
        voxel_geometries.append(pcd)

        # === Побудова 3D оболонки диму ===
        smoke_surface = create_smoke_surface(combined, method="alpha",
alpha_radius=ALPHA_RADIUS)
        if smoke_surface:
            voxel_geometries.append(smoke_surface)

    if not geom_added:
        for g in voxel_geometries:
            vis.add_geometry(g)
        geom_added = True

```

```
    else:
        vis.clear_geometries()
        for g in voxel_geometries:
            vis.add_geometry(g)

    vis.poll_events()
    vis.update_renderer()
    print(f"[Кадр {frame+1}] Димових точок: {len(smoke_points)} | Повна хмара:
{len(combined)}")
    time.sleep(0.15)

vis.destroy_window()

# === Запуск ===
if __name__ == "__main__":
    run_voxel_animation()
```

Алгоритм обробки відео з камери БПЛА для виявлення диму, полум'я та локалізації джерела пожежі

Вхідні дані:

Потік відео з RGB-камери квадрокоптера (video_stream)

Телеметрія про положення БПЛА: GPS, висота, орієнтація (pose_data)

(Опціонально) — калібрувальні параметри камери (camera_intrinsics)

Кроки:

1. Ініціалізація

Завантажити моделі виявлення диму/вогню (напр., CNN або класичні правила).

Отримати параметри камери: фокусна відстань, FOV, матрицю камери.

2. Обробка кадру (у циклі для кожного відеокадру):

pseudocode

Копіювати

Редагувати

Для кожного кадру у video_stream:

- ▶ Отримати кадри:
rgb_left $\leftarrow$ get_rgb_left()
rgb_right $\leftarrow$ get_rgb_right()
ir_frame $\leftarrow$ get_ir_frame()
lidar_points $\leftarrow$ get_lidar_data()
pose $\leftarrow$ get_pose()
- ▶ Обчислення карти глибини:
depth_map $\leftarrow$ stereo_depth(rgb_left, rgb_right, K, baseline)
- ▶ Детекція YOLOv8:
detections $\leftarrow$ YOLOv8_detect(rgb_left)
fire_boxes $\leftarrow$ [d for d in detections if d.label == "fire"]
smoke_boxes $\leftarrow$ [d for d in detections if d.label == "smoke"]
- ▶ Отримання 3D координат:
для кожного box у fire_boxes:
center_2D $\leftarrow$ center_of_box(box)
stereo_depth(I_left, I_right, K, baseline):
disparity $\leftarrow$ compute_disparity(I_left, I_right)
depth $\leftarrow$ (K.fx * baseline) / disparity
return depth
point_3D $\leftarrow$ backproject(center_2D, depth, K)

Перетворення у світову систему координат:
fire_world_coord $\leftarrow$ transform_to_world(point_3D, pose)
- ▶ Інтеграція LiDAR:
 - Вибрати лише області з низькою інтенсивністю (дим) або високою (вогнь)
 - Проектувати 3D-точки на RGB-зображення
 - Перевіряти відповідність з YOLO-виявленням

- ▶ Інтеграція ІЧ-камери:
 - Виявлення гарячих зон: `hot_regions ← threshold(ir_frame)`
 - Співставлення з `fire_boxes`: `check_overlap(box, hot_region)`
- ▶ Перевірка згоди між джерелами:
 - if `YOLO_fire_detected` AND `lidar_confirms` AND `IR_hot_spot`:
зберегти `fire_world_coord` як підтверджене джерело пожежі
- ▶ Візуалізація:
 - Накласти `bounding boxes` на RGB
 - Відобразити теплові області
 - Побудувати 3D сцену з `lidar` + `fire points`
- ▶ Запис:
 - Додати `fire_world_coord` до глобальної мапи
 - Логувати кадр та геокоординати
- ▶ Об'єднання з даними з лідара або ІЧ-камери

3. Постобробка / аналіз

Кластеризація виявлених точок для визначення основної зони займання

Побудова карти/heatmap вогню та диму

Передача координат у систему керування гасінням або візуалізацію на карті

4. Вихідні дані:

Список виявлених координат пожежі (`fire_positions`)

Контури диму для оцінки напрямку його поширення

Анотоване відео або кадри для перевірки

Обробка відео з оптичної камери, інфрачервоної камери та лідара з метою виявлення диму, полум'я та локалізації лісової пожежі.

Передбачає використання YOLOv8N для розпізнавання на RGB/оптичному відео та тепловому зображенні, обробку точок з лідара для розпізнавання хмари диму.

YOLOv8 дає точну класифікація об'єктів (вогонь/дим)

Стерео дає глибину сцени для локалізації

LiDAR дає щільну 3D карту диму та об'єктів

ІЧ-камера дає теплові ознаки пожежі

```
python
import cv2
import numpy as np
import open3d as o3d
from ultralytics import YOLO
import matplotlib

# Завантаження моделей YOLOv8 для оптичної та ІЧ-камери
optical_model = YOLO('yolov8N.pt') # або кастомна модель для диму/полум'я
thermal_model = YOLO('yolov8N.pt') # та сама або інша, натренована на теплових
зображеннях

# Штучна функція для обробки лідара (наприклад, *.pcd або *.ply)
def load_lidar_points(file_path):
    pcd = o3d.io.read_point_cloud(file_path)
    return np.asarray(pcd.points)

# потоки з камер
optical_video = cv2.VideoCapture("optical_video.mp4")
thermal_video = cv2.VideoCapture("thermal_video.mp4")

frame_count = 0

while True:
    ret_optical, optical_frame = optical_video.read()
    ret_thermal, thermal_frame = thermal_video.read()

    if not ret_optical or not ret_thermal:
        break

    frame_count += 1
    print(f"Обробка кадру {frame_count}")

    # ----- Детекція на оптичному зображенні -----
    optical_results = optical_model.predict(source=optical_frame, conf=0.5,
    verbose=False)[0]

    # ----- Детекція на тепловому зображенні -----
    thermal_results = thermal_model.predict(source=thermal_frame, conf=0.5,
    verbose=False)[0]

    fire_coords = []

    # Збір координат виявлених об'єктів
```

```

for r in [optical_results, thermal_results]:
    for box in r.bboxes.xyxy.cpu().numpy():
        x1, y1, x2, y2 = box[:4].astype(int)
        cx = int((x1 + x2) / 2)
        cy = int((y1 + y2) / 2)
        fire_coords.append((cx, cy))
        cv2.rectangle(optical_frame, (x1, y1), (x2, y2), (0, 0, 255), 2)

# ----- Завантаження та обробка даних з лідара -----
lidar_points = load_lidar_points("lidar_frame.pcd") # синхронний файл з
відповідного моменту

# трансформація з 2D -> 3D координат
def estimate_fire_location(fire_coords, lidar_points):
    if len(lidar_points) == 0 or len(fire_coords) == 0:
        return None
    # Проста евристика: беремо середину всіх точок лідара, які поблизу центра
детекції
    fire_points = []
    for cx, cy in fire_coords:
        for pt in lidar_points:
            if abs(pt[0] - cx) < 5 and abs(pt[1] - cy) < 5:
                fire_points.append(pt)
    if fire_points:
        fire_points = np.array(fire_points)
        return np.mean(fire_points, axis=0)
    return None

fire_location = estimate_fire_location(fire_coords, lidar_points)
if fire_location is not None:
    print(f"Ймовірна позиція (X,Y,Z): {fire_location}")
else:
    print("Ознак загоряння не виявлено або немає відповідних даних з лідара.")

# Відображення
cv2.imshow("Optical Frame", optical_frame)
if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
    break

optical_video.release()
thermal_video.release()
cv2.destroy()

```

модуль калібрування стереопари + лідара, що дозволяє:
калібрувати ліву і праву камери (стереопару),
виконувати стереокалібрування (визначення трансформації між камерами),
знаходити трансформацію між лідаром і камерною системою.

stereo_lidar_calibration.py

```
import numpy as np
import cv2
import open3d as o3d
```

```
class StereoLidarCalibrator:
```

```
    def __init__(self, board_size=(7, 5), square_size=0.04):
        self.board_size = board_size
        self.square_size = square_size
```

```
        self.objpoints = [] # 3D шахівниця
        self.imgpoints_left = [] # 2D точки з лівої камери
        self.imgpoints_right = [] # 2D точки з правої камери
        self.lidarpoints = [] # 3D точки з лідара, відповідні шахівниці
```

```
        self.camera_matrix_left = None
        self.camera_matrix_right = None
        self.dist_coeffs_left = None
        self.dist_coeffs_right = None
        self.R = None # Обертання між камерами
        self.T = None # Зсув між камерами
```

```
    def _prepare_object_points(self):
        objp = np.zeros((self.board_size[0]*self.board_size[1], 3), np.float32)
        objp[:, :2] = np.mgrid[0:self.board_size[0], 0:self.board_size[1]].T.reshape(-1, 2)
        objp *= self.square_size
        return objp
```

```
    def add_stereo_pair(self, img_left, img_right):
```

```
        """
        Додає пару зображень шахівниці з лівої та правої камери
        """
```

```
        gray_left = cv2.cvtColor(img_left, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
        gray_right = cv2.cvtColor(img_right, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
```

```
        ret_left, corners_left = cv2.findChessboardCorners(gray_left, self.board_size, None)
        ret_right, corners_right = cv2.findChessboardCorners(gray_right, self.board_size,
```

None)

```
        if ret_left and ret_right:
            objp = self._prepare_object_points()
            self.objpoints.append(objp)
            self.imgpoints_left.append(corners_left)
            self.imgpoints_right.append(corners_right)
            print("Шахівницю знайдено в обох камерах.")
            return True
```

```

else:
    print("Не вдалося знайти шахівницю в одному з кадрів.")
    return False

def calibrate_stereo_cameras(self, image_shape):
    """
    Калібрування стереопари
    """
    print("Калібрування стереопари...")

    ret_left, self.camera_matrix_left, self.dist_coeffs_left, _, _ = cv2.calibrateCamera(
        self.objpoints, self.imgpoints_left, image_shape[:-1], None, None)

    ret_right, self.camera_matrix_right, self.dist_coeffs_right, _, _ =
cv2.calibrateCamera(
        self.objpoints, self.imgpoints_right, image_shape[:-1], None, None)

    _, _, _, _, _, self.R, self.T, _, _ = cv2.stereoCalibrate(
        self.objpoints,
        self.imgpoints_left,
        self.imgpoints_right,
        self.camera_matrix_left,
        self.dist_coeffs_left,
        self.camera_matrix_right,
        self.dist_coeffs_right,
        image_shape[:-1],
        flags=cv2.CALIB_FIX_INTRINSIC
    )
    print("Стереокалібрування завершено.")
    return self.R, self.T

def add_lidar_correspondence(self, lidar_path, chessboard_corners_3d):
    """
    Додає 3D точки з лідара, що відповідають шахівниці
    """
    pcd = o3d.io.read_point_cloud(lidar_path)
    lidar_points = np.asarray(pcd.points)

    if len(chessboard_corners_3d) != self.board_size[0]*self.board_size[1]:
        raise ValueError("Невірна кількість 3D точок для шахівниці")

    self.lidarpoints.append(np.array(chessboard_corners_3d))

def compute_lidar_to_stereo_transform(self):
    """
    Обчислює трансформацію з лідара до координатної системи лівої камери
    """
    if len(self.objpoints) == 0 or len(self.lidarpoints) == 0:
        raise RuntimeError("Немає достатньо даних для обчислення трансформації")

    # 3D точки шахівниці — в системі координат камери
    obj3d_cam = np.vstack(self.objpoints)

```

```

obj3d_lidar = np.vstack(self.lidarpoints)

# Вирішуємо задачу вирівнювання: знайти матрицю, яка мінімізує помилку між
obj3d_lidar та obj3d_cam
assert obj3d_cam.shape == obj3d_lidar.shape

def rigid_transform_3D(A, B):
    centroid_A = np.mean(A, axis=0)
    centroid_B = np.mean(B, axis=0)
    AA = A - centroid_A
    BB = B - centroid_B

    H = AA.T @ BB
    U, S, Vt = np.linalg.svd(H)
    R = Vt.T @ U.T

    if np.linalg.det(R) < 0:
        Vt[-1, :] *= -1
        R = Vt.T @ U.T

    t = centroid_B.T - R @ centroid_A.T
    return R, t

R, t = rigid_transform_3D(obj3d_lidar, obj3d_cam)

T = np.eye(4)
T[:3, :3] = R
T[:3, 3] = t

print("Матриця трансформації LiDAR → ліва камера:\n", T)
return T

```

Використання:

```

from stereo_lidar_calibration import StereoLidarCalibrator
import cv2

# Ініціалізація
calibrator = StereoLidarCalibrator(board_size=(7, 5), square_size=0.04)

# Додавання стереопар
img_l = cv2.imread("left1.jpg")
img_r = cv2.imread("right1.jpg")
calibrator.add_stereo_pair(img_l, img_r)

# Калібрування
image_shape = img_l.shape[:2]
R, T = calibrator.calibrate_stereo_cameras(image_shape)

# Додати відповідності з лідара
corners3D_lidar = [...] # Точки кутів шахівниці, отримані з лідара
calibrator.add_lidar_correspondence("frame1.pcd", corners3D_lidar)

```

```
# Обчислити трансформацію  
T_lidar_to_camera = calibrator.compute_lidar_to_stereo_transform()
```

ДОДАТОК В

Акт впровадження результатів дослідження



FireTech Solutions

Aru tn 2-6 Koeru alevik, Järva maakond 73001
+372 523 7561 www.firetech.ee



Confirmation of Implementation

To Whom It May Concern,

We hereby confirm that the software company FireTech Solutions, a division of FireTech Estonia, has successfully implemented the results derived from the research conducted by Oleksandr Liubimov, PhD Student in Kherson National technical University.

His extensive research has made a significant contribution to the development and enhancement of our software solution FIRESTOP for forest fire monitoring and management.

Details of Implementation

1. The models designed as part of Oleksandr Liubimov's PhD research have been effectively integrated into the simulation environment of our forest fire monitoring software. These models provide a sophisticated understanding of fire spread dynamics under diverse environmental conditions.
2. The innovative methods proposed in his research work have been successfully applied to the analytical modules of our software, resulting in improved data analysis accuracy and more informed decision-making processes for early detection and monitoring of forest fires.
3. The advanced algorithms developed by Oleksandr Liubimov have been optimized and embedded into our software infrastructure, ensuring expedited response times and enhanced efficiency in identifying fire patterns.

Impact of the Implementation

The integration of these models, methods, and algorithms has empowered FireTech Solutions to build a highly robust and reliable software FIRESTOP for forest fire monitoring. This system has markedly improved the precision, reliability, and efficiency of fire front and smoke cloud detection and prediction, thereby contributing significantly to the prevention of substantial ecological and economic damages.

Conclusion

FireTech Solutions acknowledges Oleksandr Liubimov's exceptional contributions and his exemplary PhD research. We are honored to have utilized his scholarly advancements in our software development efforts, which have furthered our mission to innovate and excel in environmental monitoring technologies.

Yours faithfully,

Tynnis-Sander VILKOYYA,

14/01/2025

Executive Director, FireTech Solutions



VASTUTUSTUNDLIKU
ETTEVÕTLUSE INDEKS
KULDTASE 2023

«ЗАТВЕРДЖУЮ»



Перший проректор
Херсонського національного технічного
університету

Марія АРТЕМЕНКО

«12» лютого 2025 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи

Любимова Олександра Сергійовича

«Моделі, методи та алгоритми обробки інформації дистанційного зондування швидкоплинних
руйнівних процесів»,

що подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії
зі спеціальності 122 – Комп'ютерні науки

Любимов Олександр Сергійович в 2021-2025 рр. здобував вищу освіту на третьому освітньо-науковому рівні на кафедрі програмних засобів і технологій та проводив науково-дослідну роботу в Херсонському національному технічному університеті у межах виконання дисертаційного дослідження та у межах НДР №0121U111369 «Відтворення об'ємних просторових моделей швидкоплинних руйнівних процесів за допомогою дистанційного зондування групою безпілотних апаратів».

Комісія у складі:

голови комісії – декана факультету інформаційних технологій і дизайну доцента Віктора КОЗЕЛА, та

членів комісії – завідувача кафедри програмних засобів і технологій, к.т.н. доцента Оксани ОГНЄВОЇ та асистента кафедри програмних засобів і технологій Дмитра ЧОРНОГО

цим Актом засвідчує, що результати проведених Любимовим Олександром Сергійовичем досліджень впроваджено кафедрою Програмних засобів і технологій Факультету інформаційних технологій та дизайну Херсонського національного технічного університету при підготовці і викладанні з використанням електронних навчально-методичних комплексів навчальних курсів дисциплін «Технології обчислювального інтелекту», «Основи машинного навчання», на другому (магістерському) рівні вищої освіти за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення», а також «Інтелектуальні системи і технології», «Технології машинного навчання» на третьому освітньо-науковому рівні вищої освіти за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки», та при виконанні здобувачами вищої освіти курсових і кваліфікаційних робіт.

Результати впровадження результатів науково-дослідної та експериментальної роботи дають підстави вважати дисертаційне дослідження Любимова О.С. як таке, що має теоретичне і практичне значення для закладів вищої освіти у рамках підготовки ІТ-фахівців.

«12» лютого 2025 р.

Голова комісії, декан факультету
інформаційних технологій та дизайну,
доцент

Віктор КОЗЕЛ

член комісії, завідувач кафедри
програмних засобів і технологій, к.т.н.
доцент

Оксана ОГНЄВА

член комісії, асистент кафедри
програмних засобів і технологій

Дмитро ЧОРНИЙ