

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю**

«На правах рукопису»
УДК _____

До захисту допущено:
Завідувач кафедри
_____ Юрій КИРИЧУК
«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра

**за освітньо-професійною програмою «Комп'ютерно-інтегровані системи
та технології в приладобудуванні»**

**зі спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології
та робототехніка»**

**на тему: «Автоматизація процесу сегментації картографічних
зображень»**

Виконав:

студент II курсу, групи ПМ-31мп
Земляков Олександр Ігорович _____

Науковий керівник:

Старший викладач, доктор філософії
Момот Андрій Сергійович _____

Консультант з розробки стартап-проектів:

д.е.н, професор, завідувачка кафедри
економічної кібернетики

Бояринова Катерина Олександрівна _____

Рецензент:

доцент каф. КІТВП, к.т.н. доцент
Шевченко Вадим Володимирович _____

Засвідчую, що у цій магістерській
дисертації немає запозичень з праць
інших авторів без відповідних
посилань.

Студент _____

Київ – 2024 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Приладобудівний факультет
Кафедра автоматизації та систем неруйнівного контролю

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Освітньо-наукова програма «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Юрій КИРИЧУК

« ___ » _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту
Землякову Олександрю Ігоровичу

1. Тема дисертації «Автоматизація процесу сегментації картографічних зображень», науковий керівник дисертації старший викладач, доктор філософії АСНК Момот Андрій Сергійович, затверджені наказом по університету від « ___ » _____ 20__ р. № _____

2. Термін подання студентом дисертації 04.12.2024 р.

3. Об'єкт дослідження: процес автоматизованого аналізу картографічних зображень.

4. Предмет дослідження: методи автоматизованої семантичної сегментації картографічних зображень.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: розглянути існуючі методи створення картографічних зображень; проаналізувати існуючі алгоритми сегментації; розробити архітектуру нейронної мережі; здійснити підбір параметрів і метрик; розробити алгоритм сегментації.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: 5 плакатів А1.

7. Орієнтовний перелік публікацій: публікація матеріалів конференцій.

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розробка стартап-проекту	д.е.н, професор, завідувачка кафедри економічної кібернетики Бояринова Катерина Олександрівна		

9. Дата видачі завдання 01.09.2024

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Формулювання завдання магістерської дисертації	10.09.2024	
2	Аналітичний огляд існуючих систем	28.09.2024	
3	Розроблення структурної схеми системи	10.10.2024	
4	Підбір параметрів	20.10.2024	
5	Розробка програмних алгоритмів	29.10.2024	
6	Розробка фінального алгоритму і навчання нейронної мережі	05.10.2024	
7	Розробка стартап-проекту	15.10.2024	
8	Формулювання висновків та оформлення пояснювальної записки та презентації	24.11.2024	

Студент

Олександр ЗЕМЛЯКОВ

Науковий керівник

Андрій МОМОТ

РЕФЕРАТ

Актуальність теми.

У сучасну епоху цифрового розвитку автоматизація процесів обробки та аналізу картографічних зображень набуває все більшого значення. Сегментація картографічних зображень є одним із ключових етапів у процесі цифрової обробки карт, що дозволяє виділяти та класифікувати різні об'єкти місцевості: водойми, ліси, міську забудову, транспортну інфраструктуру тощо. Автоматизація цього процесу не лише значно прискорює обробку великих масивів картографічних даних, але й підвищує точність та об'єктивність результатів.

Доцільність даного дослідження зумовлена стрімким розвитком геоінформаційних систем (ГІС) та зростаючою потребою в оперативному оновленні картографічної інформації. Особливої уваги заслуговує застосування методів машинного навчання та комп'ютерного зору для вирішення задач сегментації.

Мета і завдання дослідження.

Метою роботи є розробка автоматизованої системи сегментації картографічних зображень.

Для досягнення поставленої мети роботи потрібно вирішити ряд завдань:

- провести огляд наукової літератури по темі наукового дослідження, розглянути існуючі розробки в сфері сегментації зображень за допомогою нейронних мереж;
- розробити програмні алгоритми;
- зробити підбір параметрів і метрик;
- навчити нейронну мережу.
- провести тестування алгоритму;

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого аналізу картографічних зображень.

Предмет дослідження – методи автоматизованої семантичної сегментації картографічних зображень.

Методи дослідження.

Для вирішення поставлених задач проведено аналіз інформації про існуючі розробки в сегментації зображень за допомогою машинного навчання, ознайомлення з теоретичним матеріалом, проведення порівняльного аналізу наявних методів сегментації, архітектур, навчання розроблених алгоритмів.

Наукова новизна отриманих результатів.

Результатом розробки є система сегментації картографічних зображень. Новизна створеної системи полягає в підвищенні точності сегментації.

Публікації.

За використання отриманих в кваліфікаційній роботі магістра було опубліковано працю конференції «Аналіз ефективності архітектур нейронних мереж для автоматизованої сегментації картографічних зображень» у збірник праць XX Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність та автоматизація інженерних рішень у приладобудуванні».

Структура роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з пояснювальної записки та графічних матеріалів. Пояснювальна записка містить вступ, 5 розділів, висновки, список використаних джерел та додатки. Обсяг роботи: пояснювальна записка – 97 аркушів формату А4, 34 ілюстрацій, 27 таблиць, було опрацьовано 39 джерела.

Ключові слова. Сегментація, нейронні мережі, картографічні зображення.

ABSTRACT

Relevance of the topic.

In the modern era of digital development, the automation of the processes of processing and analysis of cartographic images is gaining more and more importance. Segmentation of a cartographic image is one of the key stages in the process of digital processing of maps, which allows you to distinguish and classify various objects of the area: water bodies, forests, urban development, transport infrastructure, etc. Automation of this process not only significantly speeds up the processing of large sets of map data, but also completes the accuracy and objectivity of the results.

The expediency of this study is determined by the rapid development of geographic information systems (GIS) and the growing need for operational updating of cartographic information. The use of machine learning and computer vision methods for solving segmentation tasks deserves special attention.

The purpose and tasks of the research.

The purpose of the work is the development of an automated system for the segmentation of cartographic images.

To achieve the set goal of the work, a number of tasks must be solved:

- conduct a review of scientific literature on the topic of scientific research, consider existing developments in the field of image segmentation using neural networks;
- develop software algorithms;
- select parameters and metrics;
- test the algorithm;
- train a neural network.- select parameters and metrics;
- train a neural network.
- test the algorithm;

The object of research is the process of automated analysis of cartographic images.

The subject of research is methods of automated semantic segmentation of cartographic images.

Research methods.

To solve the problems, an analysis of information on existing developments in image segmentation using machine learning, familiarization with theoretical material, comparative analysis of existing segmentation methods, architectures, training of developed algorithms was carried out.

Scientific novelty of the obtained results.

The result of the development is a system of segmentation of cartographic images. The novelty of the created system consists in increasing the accuracy of segmentation.

Publications.

The work of the conference "Analysis of the efficiency of neural network architectures for automated segmentation of cartographic images" was published in the collection of works of the XX All-Ukrainian Scientific and Practical Conference of Students, Postgraduate Students and Young Scientists "Efficiency and Automation of Engineering Solutions in Instrumentation" using the results obtained in the master's qualification work.

Structure of work. The master's qualification work consists of an explanatory note and graphic materials. The explanatory note contains an introduction, 5 chapters, conclusions, a list of used sources and appendices. Scope of work: explanatory note - 97 sheets of A4 format, 34 illustrations, 27 tables, 39 sources were processed.

Keywords. Segmentation, neural networks, cartographic images.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	10
ВСТУП.....	11
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД	12
1.1. Актуальність обраної теми	12
1.2. Способи картографічного зображення	13
1.3. Огляд методів створення картографічних зображень.....	17
1.4. Аналіз методів сегментації зображень	19
1.4.1. Порогова сегментація (thresholding)	20
1.4.2. Метод активних контурів (Active Contour Model).....	21
1.4.3. Регіональна сегментація (Region-based Segmentation).....	22
1.4.4. Семантична сегментація	23
1.5. Огляд сучасних засобів отримання даних для побудови картографічних зображень	24
1.6. Огляд існуючих робіт	27
1.7. Постановка завдання.....	28
Висновки до розділу	29
РОЗДІЛ 2. ВИБІР ПРОГРАМНИХ АЛГОРИТМІВ СИСТЕМИ	30
2.1. Розробка структурної схеми системи	30
2.2. Підбір засобу отримання зображення.....	30
2.3. Вибір архітектури нейронної мережі.....	33
2.3.1 Fully Convolutional Network	34
2.3.2. VGG-16	35
2.3.3. LinkNet	36
2.3.4. DeepLabv3	38
2.3.5. U-Net	39
2.4. Опис загального алгоритму роботи системи	41
Висновки до розділу	44
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА І НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖ.....	45
3.1. Обґрунтування вибору модифікацій U-Net.....	45

3.1.1 Double U-Netork	45
3.1.2. U-Net++	47
3.1.3. MultiResUNet	48
3.1.4. Доцільність використання моделі Attention U-Net	50
3.2. Опис середовища розробки.....	50
3.2.1. TensorFlow	51
3.2.2. Keras	52
3.3. Опис навчального набору даних	54
3.4. Вибір метрик сегментації.....	55
3.5. Опис параметрів та результатів навчання.....	56
Висновки до розділу	57
РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ.....	58
4.1. Кількісна оцінка результатів роботи системи	58
4.2. Якісна оцінка результатів роботи системи	58
4.3. Перспективні шляхи вдосконалення системи	61
Висновки до розділу	62
РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП ПРОЕКТУ	63
5.1. Опис та технологічний аудит ідеї проекту	63
5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	70
5.3. Розроблення ринкової стратегії розвитку	80
5.4. Розробка маркетингової програми та планування стартап-проекту.....	83
Висновки до розділу	89
ВИСНОВКИ	91
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	93

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ГІС – геоінформаційна система;

НК – неруйнівний контроль;

НМ – нейронна мережа;

ПЗ – програмне забезпечення;

CNN – (Convolutional neural network) згорткова нейронна мережа;

FCN – (Fully Convolutional Network) повністю згорткова мережа;

ВСТУП

У сучасну епоху цифрового розвитку, автоматизація процесів обробки та аналізу картографічних зображень набуває все більшого значення. Сегментація картографічних зображень є одним із ключових етапів у процесі цифрової обробки карт, що дозволяє виділяти та класифікувати різні об'єкти місцевості: водойми, ліси, міську забудову, транспортну інфраструктуру тощо. Автоматизація цього процесу не лише значно прискорює обробку великих масивів картографічних даних, але й підвищує точність та об'єктивність результатів.

Доцільність даного дослідження зумовлена стрімким розвитком геоінформаційних систем (ГІС) та зростаючою потребою в оперативному оновленні картографічної інформації, в тому числі і у зв'язку з повномасштабним вторгненням росії. Традиційні методи ручної сегментації є трудомісткими та часозатратними, що робить їх малоефективними для обробки сучасних обсягів картографічних даних. Впровадження автоматизованих методів сегментації стає необхідною умовою для забезпечення ефективного картографічного виробництва.

Особливої уваги заслуговує застосування методів машинного навчання та комп'ютерного зору для вирішення задач сегментації. Сучасні алгоритми глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі, демонструють високу ефективність у розпізнаванні та класифікації об'єктів на зображеннях. Проте їх застосування у картографічній галузі має свою специфіку, пов'язану з особливостями картографічних зображень: різноманітністю масштабів, умовними позначеннями, проєкціями та генералізацією.

Отже доцільним буде проведення дослідження, розробки та оптимізації автоматизованого методу сегментації картографічних зображень, що забезпечить високу точність виділення об'єктів при мінімальному втручанні оператора.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1 Актуальність обраної теми

Автоматизація процесу сегментації картографічних зображень є надзвичайно актуальною темою дослідження, що зумовлено низкою важливих факторів та сучасних тенденцій розвитку геоінформаційних технологій.

По-перше, стрімкий розвиток дистанційного зондування Землі та супутникових технологій призводить до постійного збільшення обсягу доступних картографічних даних. Щодня супутники генерують терабайти нових знімків земної поверхні, які потребують оперативної обробки та аналізу. Традиційні методи ручної сегментації не здатні забезпечити своєчасну обробку такого масиву даних, що робить автоматизацію цього процесу критично важливою.

В свою чергу зростає попит на актуальні та точні картографічні матеріали у різних галузях людської діяльності. Містобудування, територіальне планування, екологічний моніторинг, сільське господарство, навігаційні системи – всі ці сфери потребують оперативного оновлення картографічної інформації. Автоматизована сегментація дозволяє значно прискорити процес створення та оновлення карт, забезпечуючи користувачів актуальними даними.

Також варто зауважити, що розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання відкриває нові можливості для підвищення якості та точності сегментації картографічних зображень. Сучасні нейромережеві архітектури демонструють високу ефективність у розпізнаванні складних просторових паттернів та класифікації об'єктів. Однак їх адаптація до специфіки картографічних даних залишається актуальною науковою проблемою, що потребує детального дослідження.

Окремо варто відзначити актуальність теми в контексті забезпечення національної безпеки та оборони. Оперативне картографування територій,

моніторинг змін місцевості та швидке оновлення топографічних карт стають критично важливими завданнями, що потребують ефективних автоматизованих рішень.

Вирішення проблеми автоматизації процесу сегментації картографічних зображень також сприятиме розвитку суміжних напрямків: автоматизованої генералізації карт, створення систем підтримки прийняття рішень на основі просторових даних, розвитку методів просторового аналізу та моделювання.

Таким чином, актуальність теми дослідження зумовлена як практичними потребами сучасного суспільства в оперативному картографічному забезпеченні, так і необхідністю розвитку теоретичних засад автоматизованої обробки просторових даних. Розробка ефективних методів автоматизації процесу сегментації картографічних зображень є важливим науковим завданням, вирішення якого матиме значний вплив на розвиток геоінформаційних технологій та їх практичне застосування.

1.2. Способи картографічного зображення

Картографічне зображення (cartographical imagery) - це основний елемент будь-якої карти, що за допомогою графічних та інших засобів розкриває її зміст. Перше завдання картографічного зображення правильно передати інформацію про земну поверхність (її окрему ділянку), про природні та суспільні явища, що на ній відбуваються, до користувача. По-друге, картографування певної території та явищ на ній може виконуватися з метою пошуку певних взаємозв'язків та закономірностей. Тому правильний вибір способів, за допомогою яких на карті буде передаватися інформація про ті чи інші об'єкти та явища, їх положення, форму, розміри, якісні ознаки та динаміку, визначає такі фундаментальні характеристики карти як наглядність та читанність карти, і як наслідок її придатність для використання за тією метою, для якої вона була створена.

До основних способів картографічного зображення відносять:

- спосіб значків;
- спосіб лінійних знаків;
- спосіб ареалів;
- спосіб тіньової пластики;
- спосіб перспективного зображення;
- спосіб гіпсометричного забарвлення.

Спосіб значків (sign method) - спосіб картографічного зображення, що застосовується для відображення на карті локалізованих на місцевості об'єктів і явищ відповідними умовними позначеннями - різних за формою, розмірами та кольорами значків рис. 1.1.[1].



Рисунок 1.1. – Приклад реалізації способу картографічного зображення (*sign method*).

Спосіб лінійних знаків (linear sign method) - використовується для зображення на карті різних лінійних об'єктів (наприклад, меж політико-адміністративного поділу, вододільний ліній тощо), об'єктів лінійної протяжності, ширина яких не виражається в масштабі карти (наприклад, річки та дороги), а на деяких тематичних картах також ліній немалої протяжності

доволі витягнутих об'єктів (наприклад, лінії основних напрямків гірських хребтів, тектонічні лінії тощо (рис. 1.2).

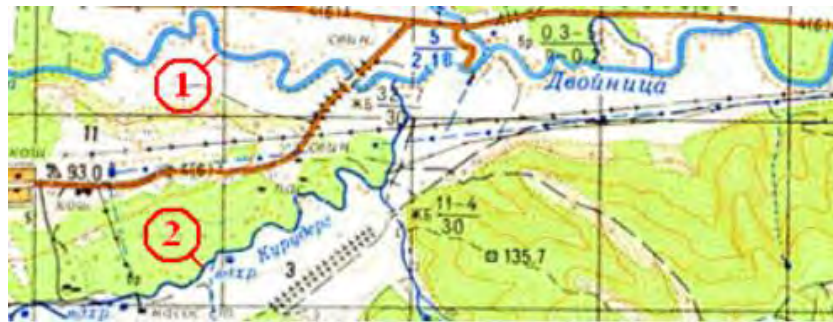


Рисунок 1.2. – Спосіб лінійних знаків.

Спосіб ареалів (area method) - зображення на карті певних ділянок земної поверхні за допомогою відповідних площових картографічних позначень. Цей спосіб широко використовується, наприклад, на різноманітних картах рослинного покриву та тваринного світу, оскільки дозволяє наглядно відобразити території поширення певного виду тварин або рослин (рис. 1.3).



Рисунок 1.3. - Спосіб ареалів (area method).

Спосіб тіньової пластики (shadow plastics method) - зображення на картах форм рельєфу відтінюванням їх схилів. Серед способів тіньової пластики - штриховий спосіб відображення рельєфу та відмивання рельєфу. Штриховий спосіб зображення рельєфу ґрунтується на сприйнятті тіней, що

створюють уявлення випуклих і увігнутих форм рельєфу. Штриховий спосіб зводиться до нанесення на карту коротких ліній різної товщини залежно від стрімкості схилу. Штрихи відіграють роль тіні, просвіт між ними - елемент світла. Відмивання рельєфу - це створення полутонного зображення при заданому напрямку освітлення місцевості (рис. 1.4).



Рисунок 1.4. – Спосіб тіньової пластики (*shadow plastics method*).

Спосіб перспективного зображення або фізіографічний - це один зі способів подання на картах інформації про рельєф місцевості. Цей спосіб походить з далекої давнини, коли для відображення гірських хребтів, окремих гір та значних холмів на карті малювався рисунок відповідно гор або хребтів. Цей спосіб є наглядним, але не дозволяє якісно визначати висоти рельєфу. Сьогодні він застосовується здебільшого для відображення рельєфу на туристичних картах та картах-ілюстраціях, що включаються до популярних видань (рис. 1.5).



Рисунок 1.5. – Спосіб перспективного зображення або фізіографічний.

Спосіб гіпсометричного забарвлення - спосіб картографічного зображення рельєфу земної поверхні та дна морів і океанів, який полягає в пошаровому зафарбуванні висотних ступенів відповідними для них кольорами або відтінками (рис. 1.6) [2].

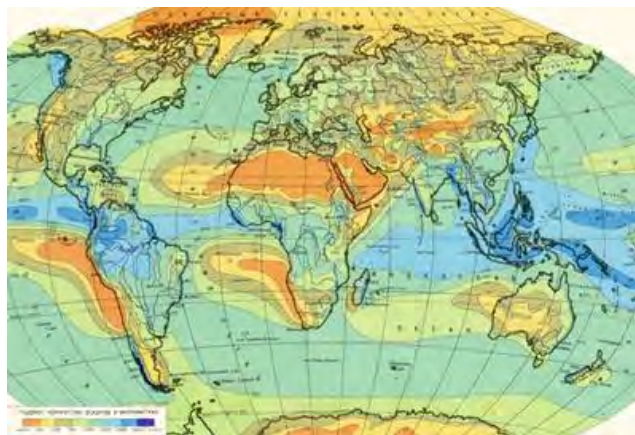


Рисунок 1.6. – Спосіб гіпсометричного забарвлення.

1.3. Огляд методів створення картографічних зображень

У сучасній картографії процес створення картографічних зображень є комплексним завданням, що включає різноманітні методи та технології. Розвиток інформаційних технологій та поява нових інструментів збору просторових даних значно розширили можливості картографування та підвищили якість кінцевої продукції.

Наземні методи знімання, такі як топографічна зйомка з використанням електронних тахеометрів та GPS/GNSS технологій, забезпечують найвищу точність координатної прив'язки об'єктів. Розвиток технологій наземного лазерного сканування відкрив нові можливості для детального картографування складних інженерних об'єктів та міської забудови. Мобільне картографування, що поєднує лазерне сканування з панорамною фотозйомкою та інерціальними навігаційними системами, дозволяє ефективно створювати просторові моделі транспортної інфраструктури та міського середовища.

Цифрова фотограмметрична обробка даних є невід'ємною складовою процесу створення картографічних зображень. Сучасне програмне забезпечення дозволяє автоматизувати процеси радіометричної та геометричної корекції знімків, створення безшовних мозаїк та ортофотопланів. Стереофотограмметрична обробка забезпечує створення високоточних цифрових моделей рельєфу та тривимірних моделей місцевості.

Геоінформаційні технології надають потужний інструментарій для векторизації растрових даних, просторового аналізу та створення тематичних карт. Розвиток методів автоматичного розпізнавання об'єктів дозволяє значно прискорити процес векторизації та підвищити його якість. Важливим аспектом є забезпечення топологічної коректності векторних даних та їх належної атрибутивної інформації.

Значний вплив на розвиток методів створення картографічних зображень мають технології штучного інтелекту. Застосування глибокого машинного навчання та нейронних мереж відкриває нові можливості для автоматизації процесів дешифрування знімків, класифікації об'єктів та семантичної сегментації зображень. Особливо перспективним є використання згорткових нейронних мереж для розпізнавання складних просторових паттернів та автоматичної генерації картографічних об'єктів.

Хмарні технології змінюють підходи до організації процесу картографування, забезпечуючи можливості розподіленої обробки даних та колективної роботи над картографічними проектами. Онлайн-

картографування та інтеграція різнорідних джерел даних стають невід'ємною частиною сучасного картографічного виробництва.

Вибір методів створення картографічних зображень залежить від багатьох факторів, включаючи цільове призначення карти, необхідну точність та детальність, масштаб картографування, часові та економічні обмеження. При цьому особливу увагу слід приділяти забезпеченню якості вихідних даних, що безпосередньо впливає на можливості їх подальшої автоматизованої обробки та сегментації.

Сучасні тенденції розвитку методів створення картографічних зображень спрямовані на підвищення ступеня автоматизації процесів, інтеграцію різних технологій збору даних та вдосконалення алгоритмів обробки. Важливим аспектом є розвиток систем реального часу та забезпечення оперативного оновлення картографічної інформації.

Таким чином, аналіз методів створення картографічних зображень показує їх значну різноманітність та постійний розвиток. Ефективне вирішення картографічних завдань потребує комплексного підходу, що поєднує переваги різних методів та забезпечує належну якість вихідних даних для подальшої автоматизованої обробки та сегментації.

1.4. Аналіз методів сегментації зображень

Сегментація зображень - це процес розділення цифрового зображення на декілька сегментів (множин пікселів) з метою спрощення та/або зміни представлення зображення для полегшення його аналізу [3]. У сучасній картографії сегментація зображень є ключовим етапом у створенні та оновленні картографічних матеріалів, забезпеченні високої точності та ефективності обробки великих масивів просторових даних при значному скороченні часових та ресурсних витрат порівняно з традиційними методами картографування.

1.4.1. Порогова сегментація (thresholding)

Порогова сегментація (thresholding) представляє собою один з фундаментальних методів обробки цифрових зображень, що базується на розділенні пікселів зображення на групи на основі порівняння їх інтенсивності з одним або декількома пороговими значеннями. Цей метод є особливо ефективним для бінаризації зображень та виділення об'єктів від фону, коли існує чітка різниця в інтенсивності між різними елементами зображення (рис. 1.7). Математично процес порогової сегментації можна описати як перетворення вхідного зображення $f(x,y)$ у вихідне бінарне зображення $g(x,y)$ за допомогою порогового значення T , де кожен піксель класифікується відповідно до умови: якщо $f(x,y) > T$, то $g(x,y) = 1$, інакше $g(x,y) = 0$.

Ключовою перевагою порогової сегментації є її обчислювальна простота та швидкодія [4], проте ефективність методу суттєво залежить від правильного вибору порогового значення, яке може визначатися як вручну, так і автоматично з використанням різних методів, таких як метод Отсу, що базується на аналізі гістограми зображення та максимізації міжкласової дисперсії.

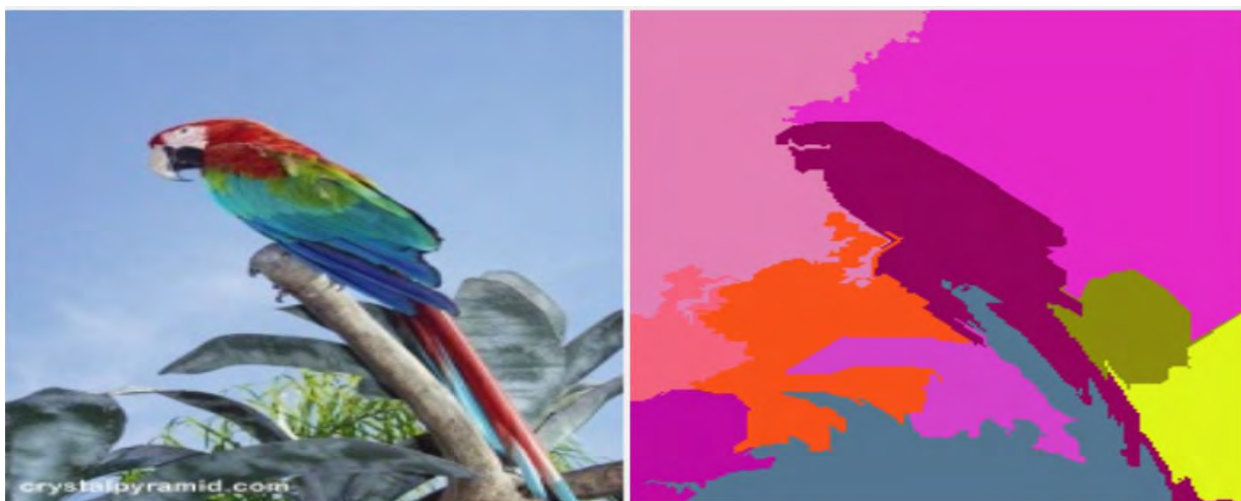


Рисунок 1.7. – Приклад порогового метода сегментації зображення.

1.4.2. Метод активних контурів (Active Contour Model)

Метод активних контурів (Snake, Active Contour Model) є потужним інструментом комп'ютерного зору для виділення границь об'єктів на зображеннях, що базується на мінімізації енергетичного функціоналу деформованої кривої під впливом внутрішніх та зовнішніх сил. Внутрішня енергія контуру визначається його геометричними характеристиками (гладкістю та пружністю), тоді як зовнішня енергія формується на основі характеристик зображення, таких як градієнт інтенсивності. Математично модель активного контуру можна представити як параметричну криву $v(s) = (x(s), y(s))$, де $s \in [0, 1]$, що еволюціонує в просторі зображення для мінімізації функціоналу енергії $E = \int (E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds$, де E_{int} представляє внутрішню енергію деформації контуру, а E_{ext} відображає зовнішні сили, що притягують контур до особливостей зображення [5]. Цей метод демонструє високу ефективність при сегментації об'єктів зі складною морфологією та нечіткими границями, особливо в медичній візуалізації та аналізі супутникових знімків, де традиційні методи виділення границь часто виявляються недостатньо надійними. Схематичну візуалізацію роботи методу активних контурів можна побачити на рис. 1.8.

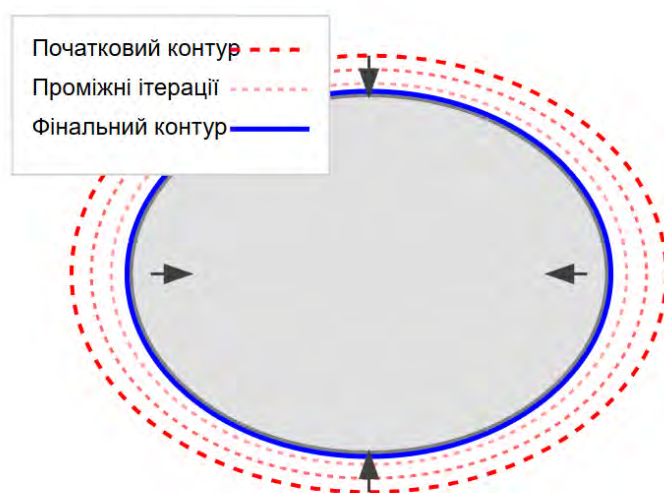


Рисунок 1.8. – Візуалізація методу активних контурів.

1.4.3. Регіональна сегментація (Region-based Segmentation)

Регіональна сегментація (Region-based Segmentation) є комплексним підходом до аналізу цифрових зображень, що базується на принципі виділення зв'язних областей з однорідними характеристиками на основі заданих критеріїв подібності пікселів. Цей метод реалізується через два основних алгоритмічних підходи: нарощування областей (region growing), що починається з вибору початкових точок (seeds) і поступово приєднує сусідні пікселі, які задовольняють критерії однорідності, та розділення-злиття областей (split and merge), який спочатку розбиває зображення на множину менших регіонів, а потім ітеративно об'єднує їх відповідно до встановлених правил гомогенності [6]. Математично процес регіональної сегментації можна описати як розбиття зображення I на n непересічних регіонів $\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$, де кожен регіон R_i задовольняє предикат однорідності $P(R_i) = \text{true}$, а об'єднання будь-яких суміжних регіонів порушує цей предикат: $P(R_i \cup R_j) = \text{false}$. При цьому критерії однорідності можуть включати такі характеристики як інтенсивність, колір, текстура, форма та просторове розташування, що робить цей метод особливо ефективним для аналізу складних зображень з градієнтними переходами та нечіткими границями. Приклад реалізації регіональної сегментації можна побачити на рис. 1.9.

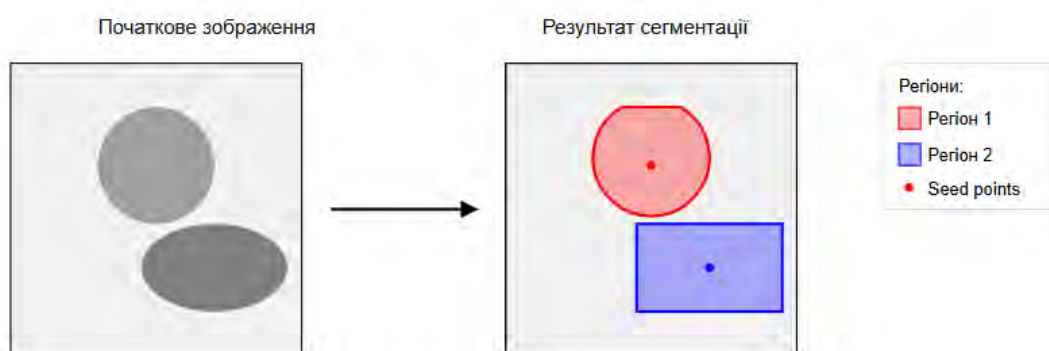


Рисунок 1.9. – Візуалізація регіональної сегментації.

1.4.4. Семантична сегментація

Семантична сегментація є передовим методом комп'ютерного зору, що забезпечує піксельну класифікацію зображення з присвоєнням кожному пікселю певного семантичного класу, таким чином здійснюючи одночасно локалізацію об'єктів та їх категоризацію на рівні пікселів. Таким чином створюються маски, що є частинами зображення, диференційованими від певної області. Головними моделями, що застосовуються у поєднанні з даним методом сегментації, є глибокі нейронні мережі, а саме повністю згорткові нейронні мережі. Оскільки процес збільшення прошарок у мережі призводить до зменшення просторової інформації, було створено спеціальний прошарок дискретизації, що дає можливість оптимізувати зображення шляхом зменшення або збільшення дискретизації (downsampling, upsampling) [7].

На відміну від традиційних методів сегментації, які групують пікселі лише за їх візуальними характеристиками, семантична сегментація використовує глибокі згорткові нейронні мережі (CNN) для розуміння контексту та семантичного значення різних частин зображення. Архітектура таких мереж зазвичай базується на енкодер-декодер структурі, де енкодер відповідає за вилучення високорівневих ознак через послідовність згорткових та агрегуючих шарів, а декодер відновлює просторову розмірність та генерує сегментаційну маску через шари деконволюції та операції підвищення дискретизації.

Сучасні архітектури семантичної сегментації, такі як U-Net, DeepLab, FCN (Fully Convolutional Networks), використовують skip-з'єднання між відповідними шарами енкодера та декодера для збереження просторової інформації та покращення точності сегментації на границях об'єктів, досягаючи при цьому значних успіхів у таких областях як медична діагностика, автономне керування, супутниковий моніторинг та аналіз сцен. Результат семантичної сегментації зображено на рис. 1.10.



Рисунок 1.10. - Результат семантичної сегментації.

1.5. Огляд сучасних засобів отримання даних для побудови картографічних зображень

Створення картографічних зображень пройшло довгий шлях еволюції від традиційних методів до сучасних цифрових технологій. Традиційні методи картографування, які базуються на геодезичних вимірюваннях та польових дослідженнях, включають наземну топографічну зйомку, фототеодолітне знімання, мензульне та тахеометричне знімання. Хоча ці методи забезпечують високу точність, вони потребують значних трудових ресурсів та часу для виконання робіт рис.1.11.



Рисунок 1.11 – Приклад топографічної зйомки

Справжньою революцією у картографії стало впровадження методів дистанційного зондування Землі. Аерофотозйомка, яка включає планову, перспективну та комбіновану зйомку, дозволила отримувати детальні зображення земної поверхні з повітря [8]. Розвиток космічних технологій призвів до появи можливості отримання знімків з космосу за допомогою різноманітних систем: оптико-електронних, радіолокаційних, лазерних та мультиспектральних.

Сучасна картографія нерозривно пов'язана з цифровими технологіями. Геоінформаційні системи (ГІС) дозволяють здійснювати векторизацію растрових зображень, створювати цифрові моделі рельєфу, проводити просторовий аналіз даних та виконувати тематичне картографування. Системи автоматизованого проектування (САПР) широко використовуються для створення великомасштабних планів, проектування інженерних споруд та 3D-моделювання місцевості [9].

Значний прорив у технологіях картографування пов'язаний з розвитком LIDAR-технологій, які включають повітряне, наземне та мобільне лазерне сканування. Ці методи дозволяють отримувати високоточні тривимірні моделі місцевості. Окремо варто відзначити активне впровадження безпілотних літальних апаратів (БПЛА), які здійснюють фотограмметричну, тепловізійну та мультиспектральну зйомку [10] рис. 1.12.

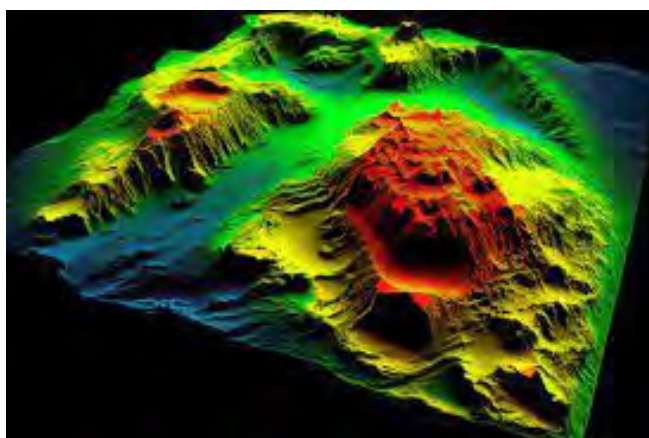


Рисунок 1.12. – Приклад використання технології LIDAR в картографії.

Сучасне картографування рідко обмежується використанням лише одного методу. Найчастіше застосовується комплексний підхід, який передбачає поєднання даних дистанційного зондування з наземними вимірюваннями, інтеграцію LIDAR-даних з аерофотозйомкою, комбінування даних БПЛА з космічними знімками. Вибір конкретного методу або їх комбінації залежить від багатьох факторів, включаючи масштаб картографування, призначення карти, необхідну точність, доступні ресурси та часові обмеження рис 1.13.



Рисунок 1.13 – Зображення отримане з дрона

Кожен метод має свої особливості щодо просторової роздільної здатності, точності позиціонування, часових затрат та економічної ефективності. Важливим аспектом є також можливість автоматизації процесів створення картографічних зображень, що особливо актуально в контексті постійно зростаючих обсягів даних [11].

Майбутнє картографії тісно пов'язане з розвитком технологій штучного інтелекту та машинного навчання, які дозволяють автоматизувати процеси обробки та інтерпретації даних. Активно розвиваються технології доповненої реальності та системи реального часу. Постійно вдосконалюються методи підвищення точності та деталізації картографічних зображень [12].

Таким чином, сучасні методи створення картографічних зображень представляють собою складний комплекс різноманітних технологій, які

постійно еволюціонують, забезпечуючи все більш ефективні рішення для картографування територій. Інтеграція різних методів та технологій, разом з розвитком автоматизації та штучного інтелекту, відкриває нові можливості для створення високоякісних картографічних матеріалів.

1.6. Огляд існуючих робіт

В даній статті [13], розглянуто нейронну мережу створену на базі архітектури FCN (Fully Convolutional Network). Провівши аналіз можна сказати, що FCN досить проста в реалізації та швидко навчається, проте має суттєві обмеження. Через послідовне зменшення розмірності в згорткових шарах втрачається багато детальної інформації, що призводить до розмитих границь об'єктів на результуючій масці сегментації. Крім того, архітектура погано справляється з об'єктами різного масштабу.

Проаналізувавши статтю [14] в якій розкриваються особливості архітектури DeepLabv3 робимо висновок, що основною її особливістю є використання атрусних (розширених) згорток, які дозволяють збільшити рецептивне поле без втрати роздільної здатності. Модуль Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP) забезпечує ефективну обробку контексту на різних масштабах. Це дозволяє досягти високої точності сегментації, особливо на складних сценах з об'єктами різного розміру. Однак така потужність має свою ціну - архітектура потребує значних обчислювальних ресурсів та пам'яті, довше навчається та складніша в налаштуванні.

В статті [15] розглядається нейронна мережа з архітектурою U-Net. U-Net пропонує елегантне рішення у вигляді симетричної архітектури енкодер-декодер зі skip-з'єднаннями між відповідними рівнями. Це дозволяє зберегти детальну просторову інформацію при відновленні роздільної здатності в декодері. Архітектура показує відмінні результати навіть при невеликих наборах даних для навчання, що робить її особливо привабливою для застосувань в сфері обробки картографічних зображень. U-Net можна розглядати як золоту середину між простотою FCN та потужністю DeepLabv3.

У статті [16] розглянуто сучасний стан застосування глибокого навчання для сегментації даних дистанційного зондування. Технології демонструють високу точність (понад 90%) та здатність обробляти складні мультиспектральні дані, проте вимагають значних обчислювальних ресурсів та якісної розмітки даних. Найкращі результати показують гібридні архітектури, що поєднують згорткові мережі та трансформери. Це дозволяє ефективно обробляти як локальні особливості зображень, так і враховувати глобальний контекст. Перспективними є методи навчання з обмеженою розміткою та самонавчання, які дозволяють зменшити залежність від розмічених даних. Основні сфери застосування включають геологічні дослідження, точне землеробство, гідрологію та екологічний моніторинг. У кожній з цих областей технології дозволяють автоматизувати процеси аналізу та прийняття рішень. Проте залишаються проблеми з генералізацією моделей на нові типи даних та інтерпретацією результатів. Важливим фактором подальшого розвитку є пошук балансу між точністю обробки та обчислювальною ефективністю, а також розробка методів, що потребують менше розмічених даних для навчання.

1.7. Постановка завдання

Наукова робота присвячена розробці та впровадженню автоматизованої системи сегментації картографічних зображень, спрямованої на підвищення ефективності та точності обробки просторових даних у сфері картографії та геоінформаційних систем. В рамках дослідження передбачається проведення комплексного аналізу існуючих методів та алгоритмів сегментації зображень, вивчення специфіки обробки картографічних даних та визначення критеріїв оцінки якості сегментації. Важливим аспектом роботи є розробка методики порівняльного аналізу різних підходів до сегментації та створення архітектури автоматизованої системи, що включає алгоритми попередньої обробки картографічних зображень та методи машинного навчання для класифікації об'єктів. Планується реалізація системи валідації результатів сегментації та

проведення експериментального дослідження розробленої системи з оцінкою точності та ефективності її роботи. В процесі дослідження буде проведено визначення оптимальних параметрів алгоритмів сегментації, порівняльний аналіз з існуючими рішеннями та оцінка обчислювальної складності реалізованих алгоритмів. Очікуваними результатами роботи є створення повноцінної автоматизованої системи сегментації картографічних зображень, що забезпечить підвищення точності виділення об'єктів, скорочення часу обробки просторових даних та формування бази даних сегментованих картографічних об'єктів. Практична цінність роботи полягає у створенні ефективного інструментарію для автоматизованої обробки картографічних даних, що знайде застосування у містобудуванні, військовій справі, екологічному моніторингу, земельному кадастрі та регіональному плануванні, суттєво підвищуючи ефективність роботи з просторовою інформацією в цих галузях.

Висновки до розділу

Проведений огляд методів сегментації зображень демонструє їх фундаментальну роль у сучасних системах комп'ютерного зору та обробки цифрових зображень. В результаті аналізу різних підходів до сегментації, включаючи порогові методи, активні контури, регіональну та семантичну сегментацію, було виявлено їх характерні особливості, переваги та обмеження у застосуванні. Особливу увагу варто приділити семантичній сегментації, яка, використовуючи глибокі нейронні мережі, демонструє найвищу точність у розумінні семантичного змісту зображень та їх піксельній класифікації. Проведений огляд також підтвердив, що вибір конкретного методу сегментації повинен базуватися на специфіці задачі, характеристиках вхідних даних та вимогах до обчислювальної ефективності. Тож з впевненістю можна сказати, що в контексті картографічних зображень найбільш ефективним методом є семантична сегментація з використанням глибоких нейронних мереж.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ АЛГОРИТМІВ СИСТЕМИ

2.1. Розробка структурної схеми системи

Для подальшої розробки алгоритмів було побудовано структурну схему системи рис. 2.1.

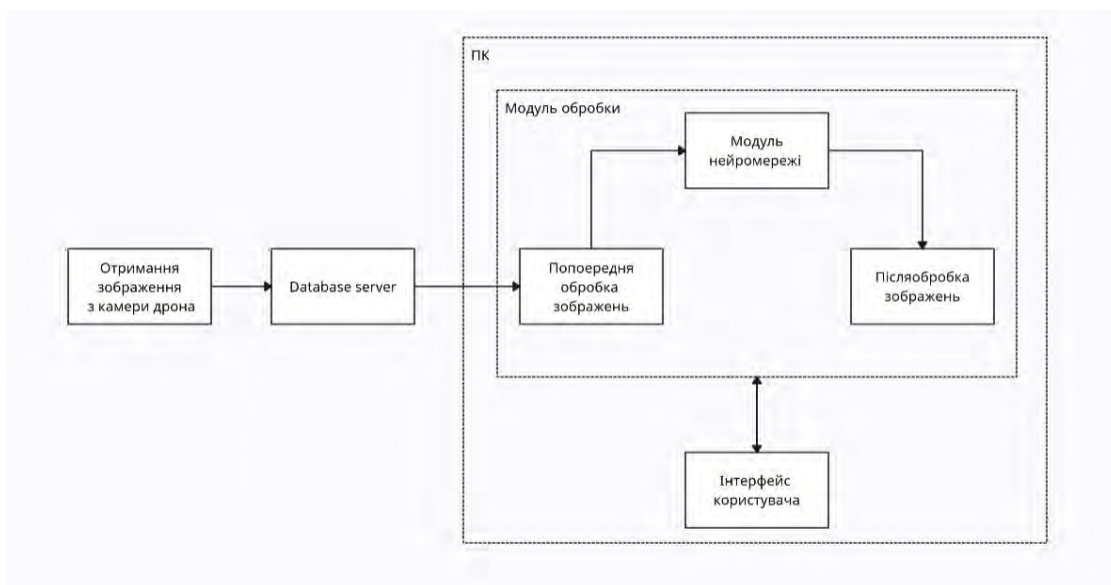


Рисунок 2.1 – Структурна схема системи

Спочатку проводиться збір зображень, надалі вони передаються на сервер для зберігання та подальшої обробки, далі зображення надходять на ПК і попередньо оброблюються, надалі зображення надходять до блоку неймережевого модуля, а потім після оброблюються, в кінці оброблені зображення виводяться на інтерфейс користувача.

2.2. Підбір засобу отримання зображення

В сучасній картографії безпілотні літальні апарати стали незамінним інструментом для отримання просторових даних. Технологічний прогрес

дозволив створити різноманітні типи дронів, кожен з яких має свої унікальні характеристики та сфери застосування.

Мультикоптери, такі як DJI Matrice 300 RTK та Phantom 4 RTK, відрізняються високою маневреністю та здатністю зависати на місці, що робить їх ідеальними для детальної зйомки та інспекції об'єктів. Їхня стабільність забезпечує отримання чітких знімків високої роздільної здатності. Проте обмежений час польоту - до 55 хвилин у найкращих моделей - змушує операторів ретельно планувати місії.

БПЛА літакового типу, представлені такими моделями як senseFly eBee X та WingtraOne, розроблені для картографування великих територій. Їхня аеродинамічна конструкція забезпечує тривалий час польоту - до 90 хвилин, що дозволяє знімати території площею до 500 гектарів за один виліт. Однак вони потребують відповідного простору для зльоту та посадки, що може бути проблематичним у міських умовах.

Гібридні дрони, або VTOL (Vertical Take-Off and Landing), такі як FireFLY6 PRO та Quantum Trinity F90+, поєднують переваги обох типів. Вони можуть злітати вертикально як мультикоптери, а потім переходити в режим горизонтального польоту для ефективного картографування великих територій. Ця універсальність робить їх особливо цінними для складних проектів, хоча вартість таких систем зазвичай вища.

Важливим аспектом є вибір відповідного обладнання для конкретних завдань. Сучасні БПЛА оснащуються різноманітними сенсорами - від звичайних RGB камер до мультиспектральних та теплових датчиків. Наприклад, камера Zenmuse P1 для Matrice 300 RTK забезпечує роздільну здатність 45 МП, що дозволяє отримувати детальні ортофотоплани з просторовою роздільною здатністю до 2 см/піксель.

Точність позиціонування також стала критичним фактором. Технологія RTK (Real-Time Kinematic) забезпечує сантиметрову точність геоприв'язки знімків, що важливо для створення точних картографічних матеріалів.

Більшість професійних дронів тепер оснащується RTK-системами, які працюють у реальному часі або в режимі постобробки (PPK).

Тенденції розвитку БПЛА спрямовані на підвищення автономності польоту, збільшення тривалості роботи та покращення якості отримуваних даних. Розвиваються системи автоматичного планування польотів та обробки даних, що дозволяє оптимізувати процес картографування. Інтеграція з ГІС-системами стає все більш глибокою, що спрощує робочі процеси від планування до отримання кінцевих картографічних продуктів.

Мультикоптери мають суттєві переваги для картографічної зйомки завдяки своїй універсальності та практичності. Їхня здатність вертикально злітати та сідати без спеціальної інфраструктури робить їх ідеальними для роботи в міських умовах та обмежених просторах. Висока стабільність польоту, що забезпечується сучасними системами стабілізації, дозволяє отримувати якісні знімки з різних ракурсів.

Простота керування та швидке розгортання роблять мультикоптери доступними навіть для операторів з базовою підготовкою. Вони забезпечують точне позиціонування та можливість зависання, що критично важливо для детальної зйомки об'єктів. Інтеграція RTK-систем гарантує високу точність геоприв'язки отриманих знімків.

З економічної точки зору, мультикоптери виграють завдяки нижчій вартості придбання та обслуговування порівняно з гібридними системами. Широка доступність запчастин та сервісних центрів знижує експлуатаційні витрати. Єдиним суттєвим обмеженням є відносно короткий час польоту, але для більшості задач локальної картографічної зйомки це не створює серйозних перешкод.

Безпечність експлуатації в поєднанні з високою якістю отримуваних даних робить мультикоптери оптимальним вибором для професійної картографічної зйомки. Можливість працювати на низьких висотах забезпечує високу деталізацію знімків, а маневреність дозволяє ефективно картографувати складні об'єкти та території. [17]

2.3. Вибір архітектури нейронної мережі

Вибір архітектури нейронної мережі є одним з найважливіших етапів у розробці систем машинного навчання, оскільки він безпосередньо впливає на ефективність вирішення поставленої задачі. Цей процес вимагає ретельного аналізу декількох ключових факторів та особливостей конкретного застосування.

Перш за все, вибір архітектури залежить від типу задачі, яку необхідно вирішити. У випадку обробки послідовних даних, таких як текст або часові ряди, перевага надається рекурентним нейронним мережам (RNN) або трансформерам. Для задач генерації контенту часто використовуються генеративно-змагальні мережі (GAN) або варіаційні автоенкодера (VAE). В свою чергу для задач комп'ютерного зору, таких як класифікація зображень або сегментація об'єктів, найбільш ефективними є згорткові нейронні мережі (CNN) які мають специфічну архітектуру, оптимізовану для обробки візуальної інформації. Базова архітектура такої мережі включає декілька ключових компонентів, кожен з яких виконує свою функцію в процесі обробки зображення [18].

Основним блоком CNN є згортковий прошарок (convolutional layer), який відповідає за виділення важливих візуальних ознак зображення. Цей прошарок працює через застосування спеціальних фільтрів, які ковзають по зображенню та створюють карти ознак. Під час цього процесу відбувається виявлення фундаментальних візуальних елементів - від простих ребер та контурів на початкових шарах до складних текстурних патернів на більш глибоких рівнях мережі.

Наступним важливим елементом архітектури є об'єднуючий прошарок (pooling layer). Його основна функція полягає в поступовому зменшенні просторових розмірів карт ознак, що дозволяє мережі концентруватися на найбільш важливих характеристиках зображення. Цей процес також

допомагає зробити мережу більш стійкою до незначних змін у вхідному зображенні та зменшує обчислювальну складність.

2.3.1 Fully Convolutional Network

Fully Convolutional Network (повністю згорткові мережі), або FCN, є архітектурою, яка використовується в основному для семантичної сегментації. Вони використовують лише локально пов'язані рівні, такі як згортка, об'єднання та підвищення дискретизації [19]. Уникнення використання щільних шарів означає менше параметрів (швидше навчання мереж). Це також означає, що FCN може працювати для змінних розмірів зображення, якщо всі підключення є локальними.

FCN також використовують з'єднання пропуску для відновлення дрібнозернистої просторової інформації, втраченої на шляху зменшення дискретизації.

Архітектура FCN складається з двох основних компонентів: енкодера та декодера. Енкодер відповідає за вилучення ознак та представляє собою послідовність згорткових шарів, які поступово зменшують просторову розмірність вхідних даних, збільшуючи при цьому кількість каналів ознак. У типовій реалізації енкодер використовує згорткові фільтри розміром 3×3 або 5×5 , за якими слідує функція активації ReLU та шари субдискретизації з вікном 2×2 . Для стабілізації процесу навчання часто застосовується пакетна нормалізація рис. 2.2.

Декодер FCN виконує критично важливу функцію відновлення просторової розмірності та формування кінцевої сегментаційної маски. Він використовує шари деконволюції (також відомі як транспонована згортка) та шари підвищення дискретизації. Особливо важливим елементом архітектури є наявність skip-з'єднань, які дозволяють об'єднувати інформацію з різних рівнів мережі. Ці з'єднання вирішують фундаментальну проблему втрати дрібних деталей при сегментації та значно покращують точність локалізації об'єктів [20].

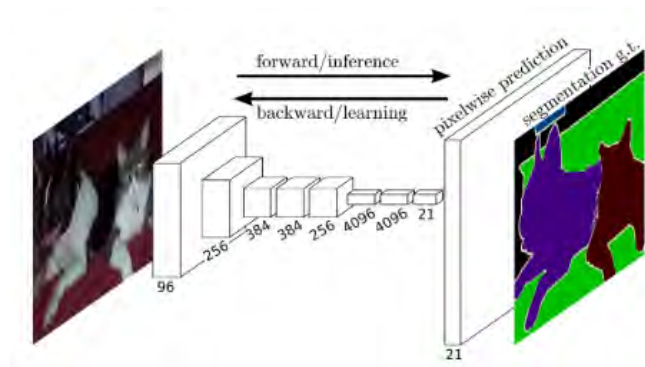


Рисунок 2.2. – Архітектура нейронної мережі FCN

2.3.2. VGG-16

Модель VGG-16 — це архітектура згорткової нейронної мережі (CNN), запропонована Visual Geometry Group (VGG) Оксфордського університету (рис. 2.3.). Він характеризується своєю глибиною, що складається з 16 шарів, включаючи 13 згорткових шарів і 3 повністю з'єднаних шари. VGG-16 відомий своєю простотою та ефективністю, а також здатністю досягати високої продуктивності в різних задачах комп'ютерного зору, включаючи класифікацію зображень і розпізнавання об'єктів [21]. Архітектура моделі включає стек згорткових шарів, за якими слідують шари максимального об'єднання з поступово зростаючою глибиною. Ця конструкція дозволяє моделі вивчати складні ієрархічні представлення візуальних функцій, що веде до надійних і точних прогнозів. Незважаючи на свою простоту порівняно з новішими архітектурами, VGG-16 залишається популярним вибором для багатьох програм глибокого навчання завдяки своїй універсальності та чудовій продуктивності.

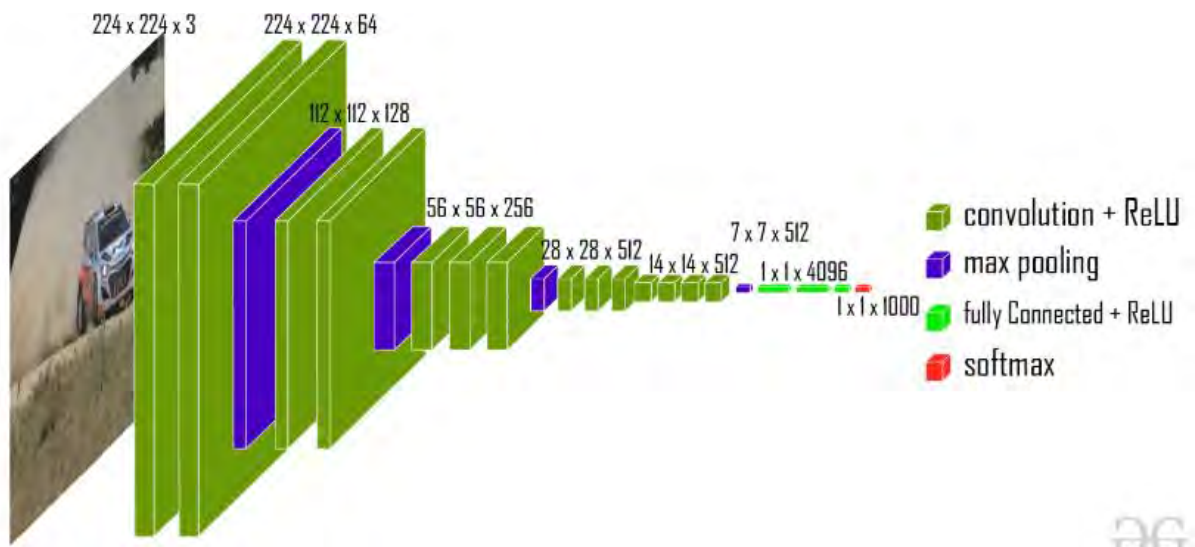


Рисунок 2.3 – Архітектура нейронної мережі VGG-16

VGG-16 має загалом близько 138 мільйонів параметрів, що робить її достатньо ресурсомісткою для навчання. Проте, завдяки своїй регулярній структурі та ефективності, вона часто використовується як основа для трансферного навчання або як компонент більш складних архітектур.

Незважаючи на появу новіших архітектур, VGG16 залишається важливим еталоном у галузі комп'ютерного зору завдяки своїй простоті, ефективності та широкій застосовності. Її принципи проектування вплинули на розвиток багатьох сучасних архітектур нейронних мереж. [22]

2.3.3. LinkNet

LinkNet представляє собою архітектуру нейронної мережі, розроблену для ефективною семантичної сегментації зображень, яка вирішує критичну проблему балансу між точністю та швидкістю обробки [23]. В основі архітектури лежить принцип енкодер-декодер, доповнений унікальною системою зв'язків між відповідними рівнями, що значно підвищує якість відновлення просторової інформації рис. 2.4.

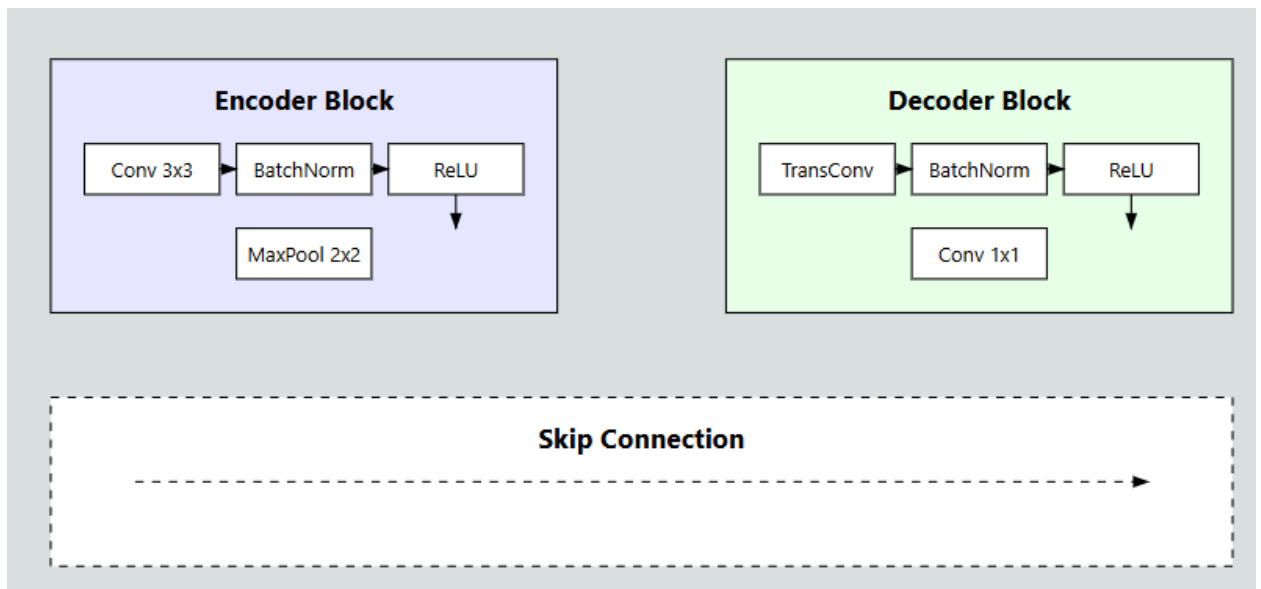


Рисунок 2.4 – Архітектура нейронної мережі LinkNet

Енкодер LinkNet базується на модифікованій архітектурі ResNet-18, використовуючи потужність залишкових блоків для ефективного навчання глибоких структур. Ця частина мережі послідовно зменшує просторову розмірність вхідного зображення, одночасно збільшуючи кількість каналів для створення багатого представлення ознак. Важливим елементом є використання пакетної нормалізації, яка забезпечує стабільність процесу навчання та покращує збіжність.

Декодер мережі містить серію декодуючих блоків, які відповідають структурі енкодера. Кожен такий блок використовує транспоновані згортки для поступового збільшення просторової розмірності та зменшення кількості каналів. Унікальною особливістю LinkNet є наявність прямих з'єднань між відповідними рівнями енкодера та декодера, що дозволяє ефективно передавати деталізовану інформацію та зберігати дрібні деталі зображення. Особлива увага в архітектурі приділяється ефективності обчислень. LinkNet використовує оптимізовану структуру з меншою кількістю параметрів порівняно з аналогічними архітектурами, що робить можливою обробку зображень у реальному часі навіть на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами. Це досягається завдяки ретельно спроектованій

структурі декодуючих блоків, які ефективно об'єднують інформацію з різних рівнів представлення.

Архітектура демонструє хороші результати у різноманітних практичних застосуваннях, від автономного керування до медичної візуалізації. У контексті автономного керування LinkNet ефективно справляється з сегментацією дорожніх сцен та виявленням перешкод. В медичній сфері мережа успішно застосовується для сегментації медичних зображень та виявлення аномалій на МРТ та КТ знімках. У промисловості LinkNet знаходить застосування в системах контролю якості та виявлення дефектів.

Ефективність LinkNet у збереженні дрібних деталей зображення досягається завдяки оптимальному проектуванню шляхів передачі інформації між різними рівнями мережі. Це особливо важливо для задач, де точність деталізації має критичне значення, наприклад, у медичній діагностиці або промисловому контролі якості. При цьому архітектура залишається достатньо легкою для ефективної роботи на мобільних та вбудованих системах.[24]

2.3.4. DeepLabv3

DeepLabv3 — це архітектура глибокої нейронної мережі (DNN) для завдань семантичної сегментації. Він використовує Atrous (Dilated) Convolutions для керування рецептивним полем і роздільною здатністю карти функцій без збільшення загальної кількості параметрів. Іншим основним атрибутом є те, що називається Atrous Spatial Pyramid Pooling, яке ефективно витягує багатомасштабні функції, які містять корисну інформацію для сегментації. Загалом мережа здатна захоплювати щільні карти функцій із багатою довгостроковою інформацією, яку можна використовувати для точного сегментування зображень [25].

На рис 2.5. показано базову архітектуру мережі DeepLabv3, де основними блоками є лише магістраль і голова. Кожен з основних блоків складається з підблоків.

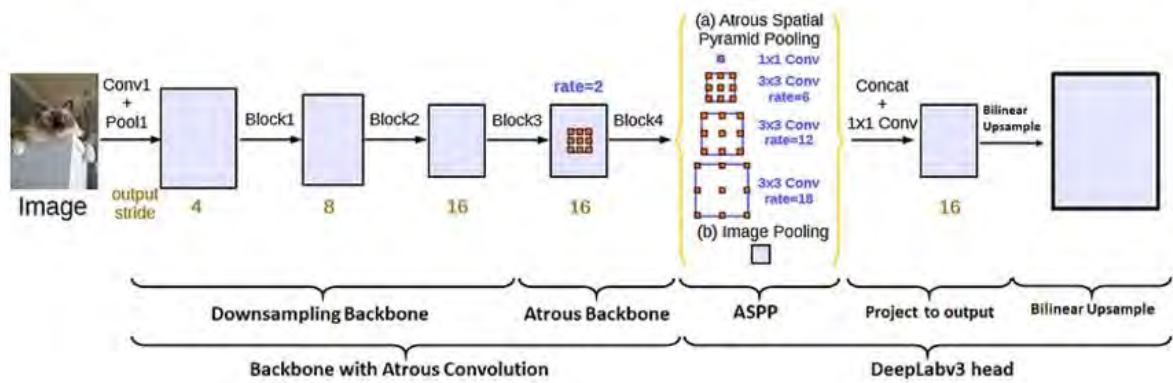


Рисунок 2.5 – Архітектура нейронної мережі Deeplabv3

Загальна магістраль кодує характеристики зображення в багаті карти функцій високої роздільної здатності. Основа низхідної вибірки бере вхідне зображення та виділяє неглибокі характеристики, тоді як магістраль Atrous кодує глибокі особливості з високою роздільною здатністю без збільшення загальної кількості параметрів [26].

Архітектура демонструє відмінні результати на різних наборах даних для семантичної сегментації, включаючи PASCAL VOC 2012 та Cityscapes. Особливо важливим є її здатність точно сегментувати об'єкти різного масштабу та ефективно обробляти складні сцени з багатьма об'єктами.

Deeplabv3 знайшла широке застосування в різних областях, від автономного керування до медичної візуалізації. Її здатність ефективно обробляти контекстну інформацію та зберігати просторові деталі робить її особливо корисною для задач, де важлива точна сегментація об'єктів різного масштабу.

2.3.5. U-Net

U-Net — це архітектура, яка складається з 23 рівнів. Використовуючи комбінацію згортки, висхідної згортки, об'єднання та пропуску з'єднань, U-Net може витягувати та охоплювати складні функції, а також зберігати та реконструювати просторову інформацію. Це дозволяє локалізувати об'єкти на зображенні, таким чином створюючи точні карти сегментації.

Архітектура починається з послідовності згорткових блоків, де кожен блок включає дві згортки 3×3 з ReLU активацією, за якими слідує операція максимальної підвибірки 2×2 для зменшення просторової розмірності. При цьому кількість каналів ознак подвоюється на кожному кроці стиснення, що дозволяє мережі вивчати все більш складні та абстрактні характеристики зображення рис. 2.6. Цей процес продовжується до досягнення найглибшого рівня представлення, де зображення максимально стиснуте, але містить найбільшу кількість каналів ознак [27].

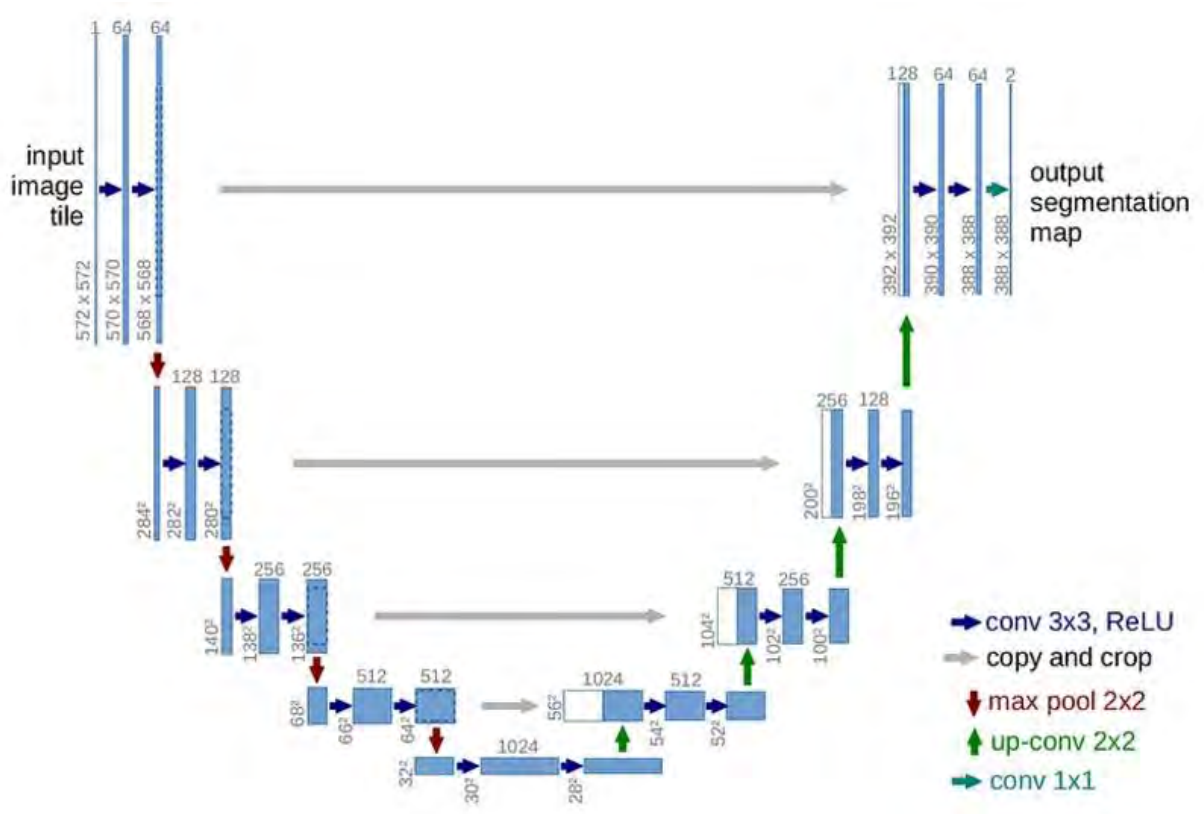


Рисунок 2.6. – Архітектура нейронної мережі U-net

Після досягнення найнижчої точки починається процес розширення, де використовуються транспоновані згортки для збільшення просторової розмірності. На кожному етапі розширення виконується конкатенація з відповідними картами ознак з шляху стиснення через skip-з'єднання. Ці прямі з'єднання дозволяють мережі зберігати деталізовану інформацію з ранніх шарів та покращують градієнтний потік під час навчання. Після кожної

операції розширення та конкатенації застосовуються дві звичайні згортки 3×3 з ReLU активацією для обробки об'єднаних ознак.

Важливою особливістю U-Net є відсутність повнозв'язних шарів, що робить її повністю згортковою мережею. Це дозволяє обробляти зображення різного розміру та ефективно використовувати пам'ять. Фінальний шар використовує згортку 1×1 для перетворення останньої карти ознак у вихідну сегментаційну маску.

U-Net демонструє вражаючі результати навіть при навчанні на невеликих наборах даних рис 2.7, що особливо важливо для медичних застосувань, де часто доступна обмежена кількість розмічених зображень. Мережа ефективно поєднує локальну та глобальну інформацію завдяки своїй архітектурі, що дозволяє точно сегментувати як великі, так і дрібні структури. Архітектура стала основою для багатьох похідних моделей та продовжує активно використовуватися в різноманітних задачах сегментації зображень.

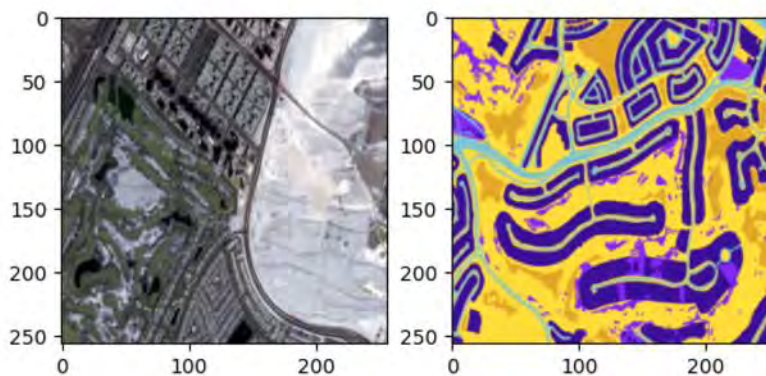


Рисунок 2.7 – Приклад обробки картографічного зображення нейронною мережею на базі U-Net

2.4. Опис загального алгоритму роботи системи

У даному розділі розглядається архітектура НМ, функції та параметри, які вона використовує. Також описується алгоритм її роботи.

U-Net починає обробку із вхідного зображення, яке проходить через послідовність згорткових шарів у частині енкодера. На кожному етапі кодування застосовуються два послідовні згорткові шари з ядром 3×3 , після чого слідує операція максимальної підвибірki з вікном 2×2 та кроком 2. Це призводить до зменшення просторових розмірів карт ознак вдвічі, тоді як кількість каналів збільшується вдвічі на кожному наступному рівні.

На найнижчому рівні мережі, який є своєрідним "мостом" між енкодером та декодером, виконується два згорткових шари, які формують найбільш абстрактне представлення вхідних даних. Після цього починається процес декодування, де на кожному етапі спочатку виконується транспонована згортка, яка збільшує просторову розмірність карт ознак [28].

Особливістю архітектури є наявність skip-connections - пропускних з'єднань, які передають карти ознак з відповідних рівнів енкодера до декодера. Ці карти ознак конкатенуються з результатами транспонованої згортки, що дозволяє зберегти детальну просторову інформацію та покращити якість сегментації. Після конкатенації виконуються два послідовні згорткові шари 3×3 з ReLU активацією.

На кожному рівні декодера просторова розмірність карт ознак збільшується вдвічі, а кількість каналів зменшується. Фінальний згортковий шар використовує ядро 1×1 для отримання карти сегментації з кількістю каналів, що відповідає кількості класів сегментації. Для бінарної сегментації використовується один канал з сигмоїдною активацією, для багатокласової - кількість каналів дорівнює кількості класів з softmax активацією.

Навчання мережі відбувається з використанням зворотного поширення помилки, де в якості функції втрат часто використовується бінарна крос-ентропія для двокласової сегментації або категоріальна крос-ентропія для багатокласової. Оптимізація параметрів здійснюється за допомогою стохастичного градієнтного спуску або його модифікацій, таких як Adam.

Важливою особливістю U-Net є її здатність ефективно працювати з відносно невеликими наборами даних завдяки аугментації та використанню

пропускних з'єднань. Мережа особливо ефективна для задач, де важливо зберегти детальну просторову інформацію та точні границі об'єктів на зображенні, що робить її особливо корисною для сегментації картографічних зображень, де точність виділення контурів має критичне значення.

Для створення алгоритму автоматизованої системи, було побудовано загальний алгоритм, що знаходиться на рисунку 2.8.

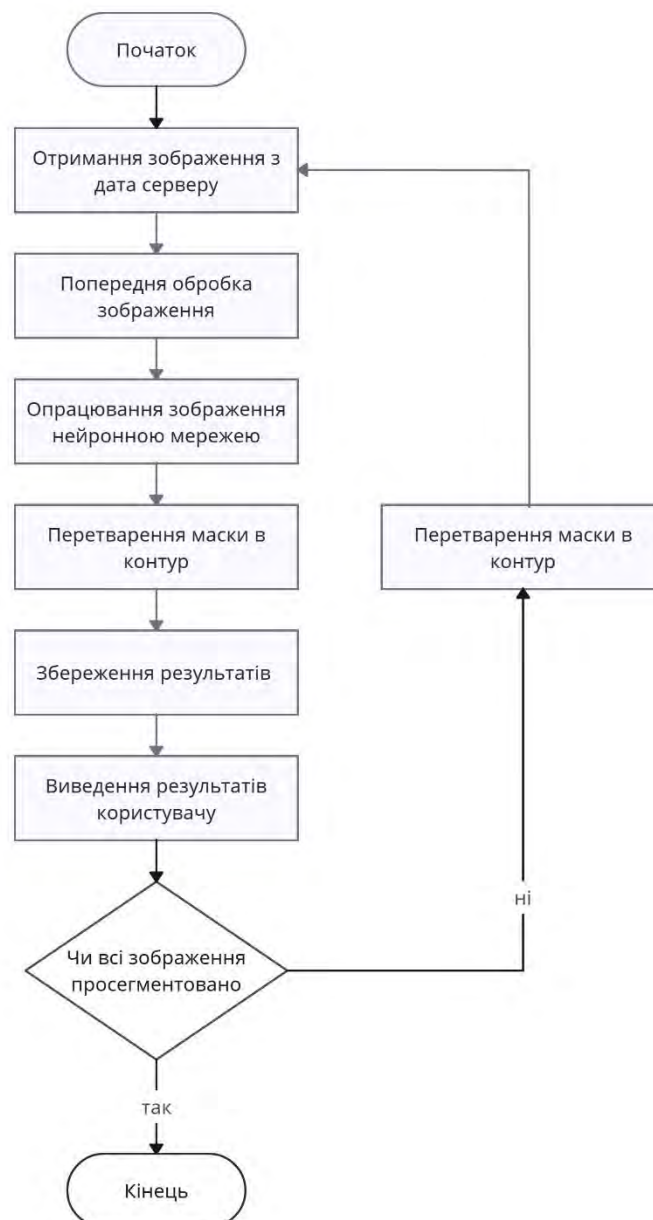


Рисунок 2.8 – Схема загального алгоритму системи

Висновки до розділу

Після проведення аналізу архітектур нейронних мереж для сегментації зображень, архітектура U-Net визначена як найраща для обробки картографічних даних. Ця архітектура забезпечує високу точність збереження просторових деталей та чітких границь об'єктів завдяки унікальній структурі skip-з'єднань, що критично важливо для картографічних задач. Здатність мережі ефективно працювати з обмеженими наборами даних та можливість обробки зображень різного розміру роблять її найбільш придатною для поставлених задач порівняно з альтернативними архітектурами.

РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА І НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

3.1. Обґрунтування вибору модифікацій U-Net

З моменту появи базової архітектури U-Net було розроблено багато її вдосконалених версій, які забезпечують вищу якість сегментації зображень. Нашим пріоритетним завданням є детальне вивчення найпопулярніших модифікацій, оцінка їхньої ефективності та обмежень для визначення найбільш підходящого варіанту відповідно до поставлених цілей.

3.1.1. Double U-Net

Double U-Net представляє собою архітектуру, що складається з двох послідовно з'єднаних мереж U-Net. Перша мережа отримує оригінальне зображення та генерує маску сегментації, тоді як друга мережа приймає як вхідні дані і початкове зображення, і результат роботи першої мережі. Така каскадна структура дозволяє досягти більш точних результатів сегментації порівняно з базовою архітектурою рис 3.1.

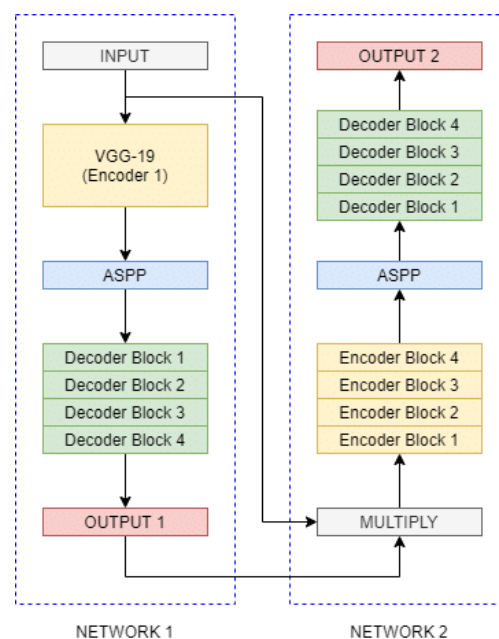


Рисунок 3.1 – Архітектура нейронної мережі типу Double U-Net.

Особливістю Double U-Net є використання попередньо навченої мережі VGG19 в енкодері першої U-Net, що дозволяє ефективно витягувати ознаки з вхідного зображення. В якості енкодера другої мережі використовується модифікована версія першої U-Net. Це дозволяє мережі вчитися на різних рівнях абстракції та покращувати якість сегментації [29].

Друга U-Net має модифіковану архітектуру з додатковими пропусковими з'єднаннями та блоком ASPP (Atrous Spatial Pyramid Pooling), який допомагає краще обробляти просторову інформацію на різних масштабах. Блок ASPP використовує різні рівні розширення для захоплення контекстної інформації з різних рецептивних полів, що особливо корисно для точної сегментації об'єктів різного розміру.

Процес навчання Double U-Net включає оптимізацію обох мереж одночасно, використовуючи комбіновану функцію втрат. Це дозволяє мережі ефективно вчитися на різних рівнях деталізації та покращувати загальну якість сегментації. Архітектура показала особливу ефективність у медичних застосуваннях, таких як сегментація органів та патологій.

Основними перевагами Double U-Net є:

- Підвищена точність сегментації завдяки каскадній обробці
- Ефективне використання попередньо навченої VGG19
- Покращена обробка просторової інформації через ASPP
- Здатність працювати з об'єктами різного масштабу
- Стійкість до шуму та артефактів у вхідних даних

Проте архітектура має і певні обмеження:

- Збільшена обчислювальна складність порівняно з базовою U-Net
- Більші вимоги до пам'яті під час навчання та інференсу
- Потреба в більшій кількості навчальних даних
- Складніший процес налаштування гіперпараметрів

3.1.2. U-Net++

U-Net++ представляє собою вдосконалену версію класичної архітектури U-Net, яка вирішує проблему оптимізації глибини мережі та покращує передачу семантичної інформації між енкодером і декодером. Основною інновацією в цій архітектурі є додавання густих пропускових з'єднань між блоками кодувальника та декодувальника, що створює своєрідну мережу вкладених U-подібних структур різної глибини [30].

Архітектура використовує механізм глибокого нагляду (deep supervision), який дозволяє отримувати вихідні дані з різних семантичних рівнів. Це особливо корисно для задач, де потрібно враховувати як локальні, так і глобальні особливості зображення. Кожен проміжний вихід може використовуватися для обчислення функції втрат, що покращує градієнтний потік через мережу та прискорює процес навчання рис. 3.2.

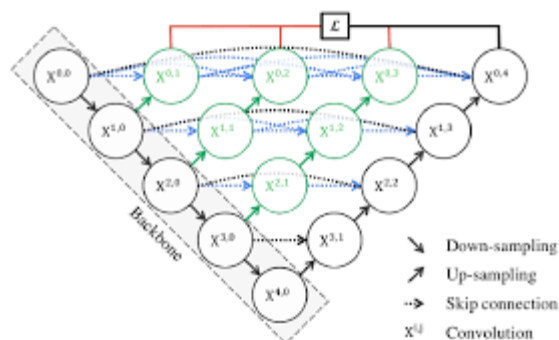


Рисунок 3.2 – Архітектура нейронної мережі типу U-Net++

Ключовою особливістю U-Net++ є використання редизайну пропускових з'єднань. Замість простих skip-connections, як у оригінальній U-Net, тут застосовуються щільні блоки конволюційних шарів між відповідними рівнями енкодера та декодера. Це дозволяє агрегувати семантичні ознаки різних рівнів більш ефективно та зменшує семантичний розрив між картами ознак енкодера та декодера.

Процес навчання U-Net++ може здійснюватися двома способами: з використанням глибокого нагляду, коли всі вихідні дані використовуються

для обчислення втрат, або в режимі точного виведення, коли використовується тільки найглибший вихід. Експерименти показують, що використання глибокого нагляду може значно покращити продуктивність мережі, особливо на складних наборах даних.

Архітектура демонструє значні переваги в медичних застосуваннях, зокрема в сегментації легень, печінки та інших органів. Завдяки своїй гнучкій структурі, U-Net++ може ефективно адаптуватися до різних задач сегментації, забезпечуючи кращий баланс між точністю та обчислювальною складністю порівняно з базовою архітектурою U-Net.

Основними недоліками U-Net++ є збільшення кількості параметрів та обчислювальної складності через додаткові згорткові шари та з'єднання. Крім того, навчання мережі може вимагати більше часу та обчислювальних ресурсів через складнішу архітектуру та механізм глибокого нагляду. Проте, ці недоліки компенсуються значним покращенням якості сегментації в багатьох практичних застосуваннях.

3.1.3. MultiResUNet

MultiResUNet архітектура має у своїй основі концепцію багатомасштабної обробки через спеціалізовані MultiRes блоки, що забезпечують одночасний аналіз ознак на різних рівнях деталізації. Кожен такий блок використовує набір паралельних згорткових шарів з фільтрами різного розміру (3x3, 5x5 та 7x7), при цьому більші фільтри реалізуються через послідовність менших для оптимізації обчислень.

В архітектурі введено особливий Res шлях, який змінює традиційні skip-connections між енкодером і декодером. Цей шлях містить додаткові згорткові шари та залишкові з'єднання, що допомагає зменшити семантичний розрив між картами ознак різних рівнів та покращити загальну якість сегментації рис.

3.3.

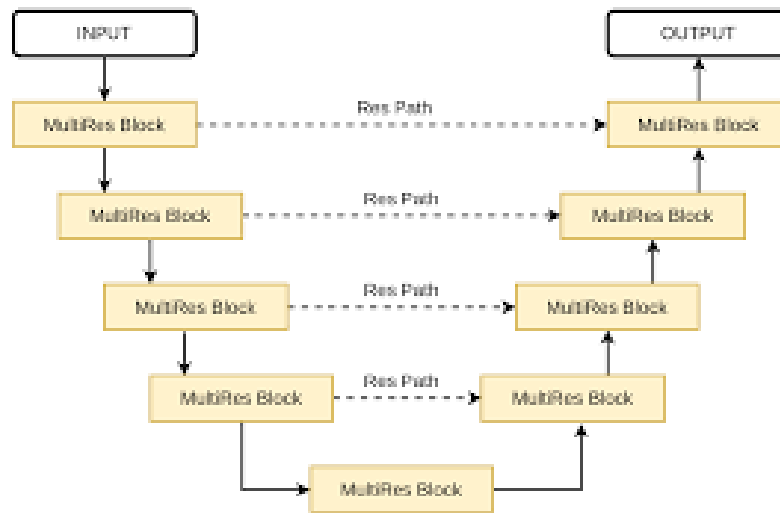


Рисунок 3.3 – архітектура нейронної мережі типу MultiResUNet

Важливою особливістю MultiResUNet є використання механізму адаптивного переважування каналів, який дозволяє мережі автоматично визначати важливість різних масштабів ознак для конкретної задачі. Це особливо корисно при роботі з медичними зображеннями, де об'єкти інтересу можуть мати суттєво різні розміри та структуру. [31]

MultiResUNet демонструє високу ефективність у задачах медичної сегментації, особливо коли потрібно працювати з об'єктами різного масштабу на одному зображенні. Проте, така покращена продуктивність вимагає більших обчислювальних ресурсів порівняно з базовою архітектурою U-Net через складнішу структуру блоків та додаткові операції обробки ознак.

Архітектура використовує спеціальну схему комбінування ознак, яка дозволяє ефективно об'єднувати інформацію з різних рівнів обробки. Це досягається за рахунок зваженого додавання карт ознак різного масштабу, де ваги визначаються автоматично в процесі навчання мережі.

Незважаючи на збільшену складність реалізації та вищі вимоги до обчислювальних ресурсів, MultiResUNet забезпечує значне покращення якості сегментації в багатьох практичних застосуваннях, особливо в області медичної візуалізації. Архітектура демонструє особливу ефективність при сегментації

складних анатомічних структур, де важливо враховувати контекстну інформацію на різних масштабах.

3.1.4. Доцільність використання базової моделі U-Net

Усі розглянуті модифікації U-Net демонструють значний потенціал та можуть бути ефективними для різних задач обробки зображень. Проте, на даний момент існує обмежена кількість наукових досліджень, де ця нейронна мережа застосовувалась для сегментації та класифікації об'єктів на картографічних зображеннях. Тому, доцільно розпочати дослідження з використання базової архітектури U-Net для оцінки її ефективності в задачах обробки картографічних даних, оскільки базова модель може забезпечити достатній рівень точності у виділенні та класифікації різних типів місцевості, будівель та інфраструктурних об'єктів.

У випадку, якщо виникне потреба в покращенні якості розпізнавання специфічних картографічних елементів або підвищенні загальної точності сегментації, можна застосувати розглянуті вище модифікації U-Net для оптимізації роботи системи. Такий поетапний підхід дозволить спочатку максимально використати можливості базової архітектури, а потім, за необхідності, вдосконалити її роботу, забезпечуючи більш точні результати у задачах автоматизованої обробки картографічних зображень та виділення різних типів географічних об'єктів.

3.2. Опис середовища розробки

У даній системі використовуються функції і бібліотеки Keras, що в свою чергу використовують алгоритми TensorFlow. У наступних підрозділах пропонується розглянути властивості даних інструментів.

3.2.1. TensorFlow

TensorFlow - це відкрита програмна бібліотека для машинного навчання, розроблена компанією Google. Це потужний інструмент, який використовується для числових обчислень з використанням графів потоків даних. Основною одиницею даних у TensorFlow є тензор - багатовимірний масив, який може представляти різні типи даних [32].

Фреймворк забезпечує високу гнучкість у розробці та навчанні нейронних мереж завдяки своїй модульній структурі. TensorFlow підтримує як eager execution (негайне виконання операцій), так і graph execution (виконання попередньо скомпільованих графів обчислень), що дозволяє оптимізувати продуктивність залежно від потреб конкретного завдання.

Серед ключових переваг TensorFlow варто відзначити наявність високорівневого API Keras, який значно спрощує процес створення та навчання нейронних мереж. Keras надає інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для визначення архітектури мережі, що особливо корисно при реалізації складних моделей, таких як U-Net.

TensorFlow також включає потужні інструменти для візуалізації процесу навчання та аналізу результатів через TensorBoard. Це дозволяє відстежувати різні метрики, візуалізувати архітектуру мережі та аналізувати розподіл ваг під час навчання. Крім того, фреймворк надає можливості для розподілених обчислень та оптимізації продуктивності на різних апаратних платформах, включаючи GPU та TPU.

Важливою особливістю TensorFlow є великий набір попередньо навчених моделей та шарів, доступних через TensorFlow Hub. Це дозволяє використовувати transfer learning та прискорювати розробку нових моделей. Фреймворк також має вбудовані механізми для збереження та відновлення моделей, що спрощує процес розгортання та подальшого використання навчених нейронних мереж.

У контексті реалізації U-Net для сегментації картографічних зображень, TensorFlow надає всі необхідні інструменти для ефективної роботи з

зображеннями, включаючи функції попередньої обробки даних, аугментації зображень та оцінки якості сегментації. Бібліотека `tf.image` містить широкий набір функцій для роботи з зображеннями, а модуль `tf.keras.layers` дозволяє легко створювати складні архітектури згорткових нейронних мереж.

Окремо варто відзначити наявність у TensorFlow оптимізованих реалізацій різних функцій втрат та метрик, що особливо важливо для задач сегментації. Фреймворк також підтримує користувацькі функції втрат та метрики, що дозволяє адаптувати процес навчання під специфічні вимоги конкретної задачі.

3.2.2. Keras

Keras [33] - це високорівнева відкрита нейромережева бібліотека, написана на Python. Спочатку розроблена як надбудова над різними бекендами (TensorFlow, Theano, CNTK), зараз Keras є офіційним фронтендом для TensorFlow і тісно інтегрована з цим фреймворком. Головними принципами Keras є простота використання, модульність та легка розширюваність.

Бібліотека пропонує інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для створення глибоких нейронних мереж, дозволяючи швидко експериментувати з різними архітектурами. Основним будівельним блоком в Keras є модель, яка може бути створена за допомогою послідовного API (Sequential) або функціонального API, що надає більше гнучкості при створенні складних архітектур.

Ключові особливості Keras:

- Простий та зрозумілий синтаксис для визначення шарів нейронної мережі
- Вбудована підтримка згорткових мереж та різних типів шарів
- Широкий вибір оптимізаторів, функцій активації та функцій втрат
- Потужні інструменти для аугментації даних та попередньої обробки зображень
- Вбудовані механізми для моніторингу процесу навчання та валідації

- Можливість легкого розширення функціоналу через користувацькі шари та функції втрат

При реалізації U-Net для сегментації картографічних зображень, Keras надає всі необхідні компоненти:

- Conv2D та Conv2DTranspose для створення згорткових та розгорткових шарів
- MaxPooling2D для операцій підвибірки
- Concatenate для об'єднання карт ознак у skip-connections
- Вбудовані функції для завантаження та попередньої обробки зображень
- Callback-функції для моніторингу та збереження результатів навчання

Навчання моделі в Keras відбувається через уніфікований інтерфейс `fit()`, який підтримує різні опції для налаштування процесу навчання, включаючи розмір батчу, кількість епох, колбеки для моніторингу та збереження результатів. Бібліотека також надає зручні інструменти для оцінки продуктивності моделі та візуалізації результатів.

Для роботи з даними Keras пропонує потужні генератори даних, які дозволяють ефективно обробляти великі набори зображень та виконувати аугментацію в режимі реального часу. Це особливо корисно при роботі з обмеженими наборами навчальних даних, як часто буває у випадку з картографічними зображеннями.

Важливою перевагою Keras є наявність великої кількості попередньо навчених моделей та можливість їх легкого використання для transfer learning. Хоча для архітектури U-Net це менш актуально, ця функціональність може бути корисною при експериментах з різними енкодерами.

3.3. Опис навчального набору даних

Для навчання нейронної мережі використовується відкритий набір даних «Semantic Drone Dataset». Приклади зображень із навчального набору даних показано на рис. 3.5.



Рисунок 3.5 – Приклади зображень з навчального набору даних

Semantic Drone Dataset зосереджується на семантичному розумінні міських сцен для підвищення безпеки автономних польотів і процедур посадки. На знімках зображено понад 20 будинків з висоти пташиного польоту, отриманих на висоті від 5 до 30 метрів над землею. Камера високої роздільної здатності використовувалася для отримання зображень розміром 6000x4000 пікселів (24 Мпкс.). Навчальний набір містить 400 загальнодоступних зображень, а тестовий набір складається з 200 приватних зображень. При навчанні використовувалися:

- Оптимізатор Adam.
- Функція втрат SparseCategoricalCrossentropy.
- 100 епох, batch size 32.

3.4. Вибір метрик сегментації

Завдання сегментації вимагає використання спеціалізованих метрик, які повинні враховувати як достовірність отриманих масок дефектів, так і якість класифікації. Класична метрика accuracy відображає частку правильно

класифікованих пікселів відносно загальної кількості пікселів у наборі даних. Наприклад, якщо модель класифікує 90 зі 100 пікселів правильно, то accuracy буде мати значення 90%. Недоліком є те, що дана метрика погано працює для незбалансованих класів [34].

IoU (Intersection over Union) характеризується часткою перетину між прогнозованою областю сегментації та реальною областю сегментації до об'єднання цих двох областей (рис. 3.6.).

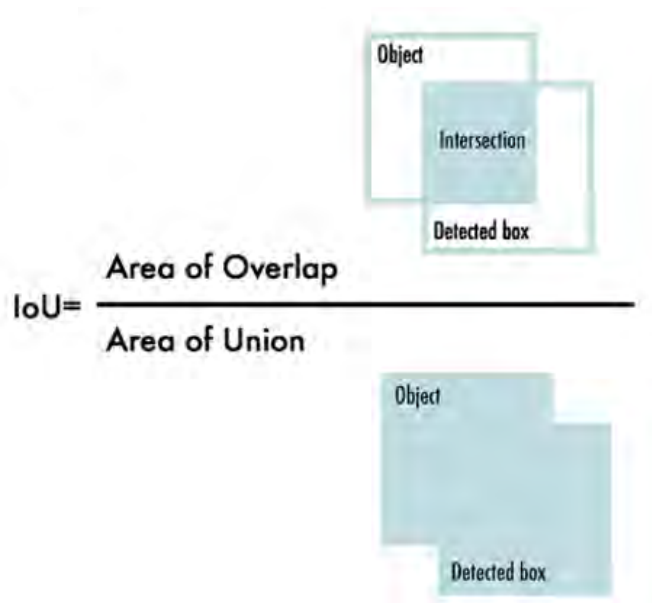


Рисунок 3.6 – Візуалізація принципу IoU.

Дана метрика особливо важлива для задач сегментації [35]. Формула IoU:

$$IoU = \frac{\text{Область перетину}}{\text{Область об'єднання}}$$

IoU є ключовим інструментом для задач сегментації, оскільки вона добре ілюструє, наскільки точно модель може ідентифікувати і відокремити різні 49 об'єкти. На сьогоднішній час існують багато модифікацій даної метрики, зокрема Mean IoU, головна відмінність якої в тому, що вона обчислює середнє значення IoU по всьому набору даних [36].

3.5. Опис параметрів та результатів навчання

В результаті навчання моделі отримано значення метрики IoU – 79 %.
Графік зміни значення IoU зображено на рис. 3.7.

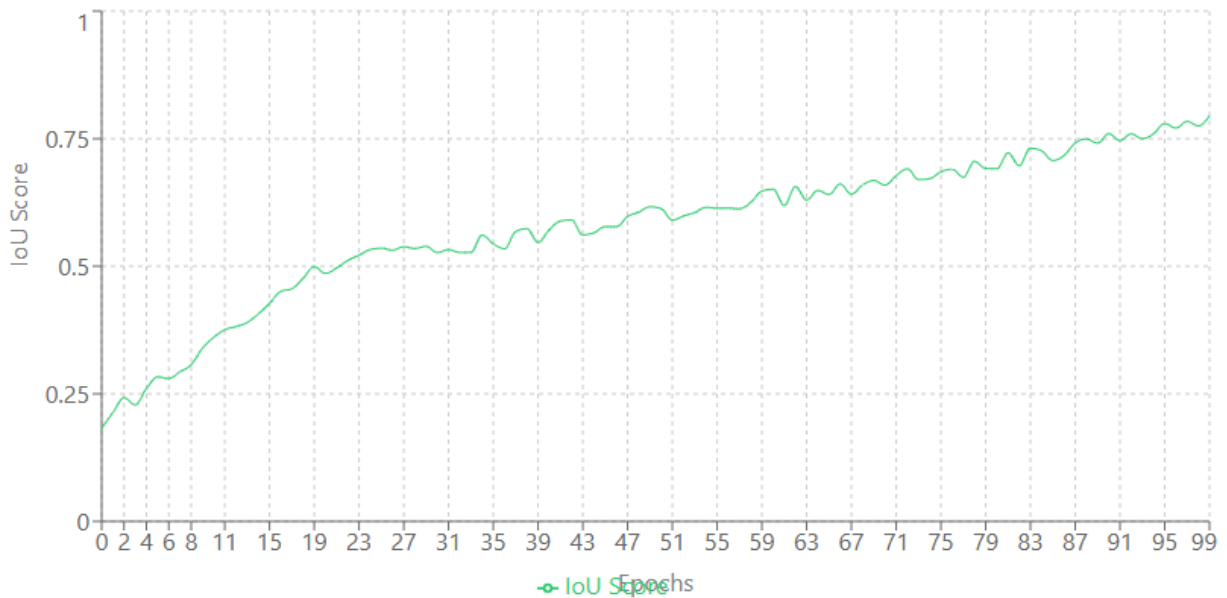


Рисунок 3.7 – Графіки зміни метрики IoU у результаті навчання.

На рисунку 3.8. зображено графік навчання моделі, який ілюструє зміну точності та витрат протягом 100 епох. Модель показала стабільне покращення протягом усіх епох, що свідчить про ефективність вибраних параметрів та архітектури. Найбільше покращення спостерігалось у перші 20 епох. Як можна побачити з рисунку, графік функції втрат не є ідеальним і має скачок на останніх ітераціях.

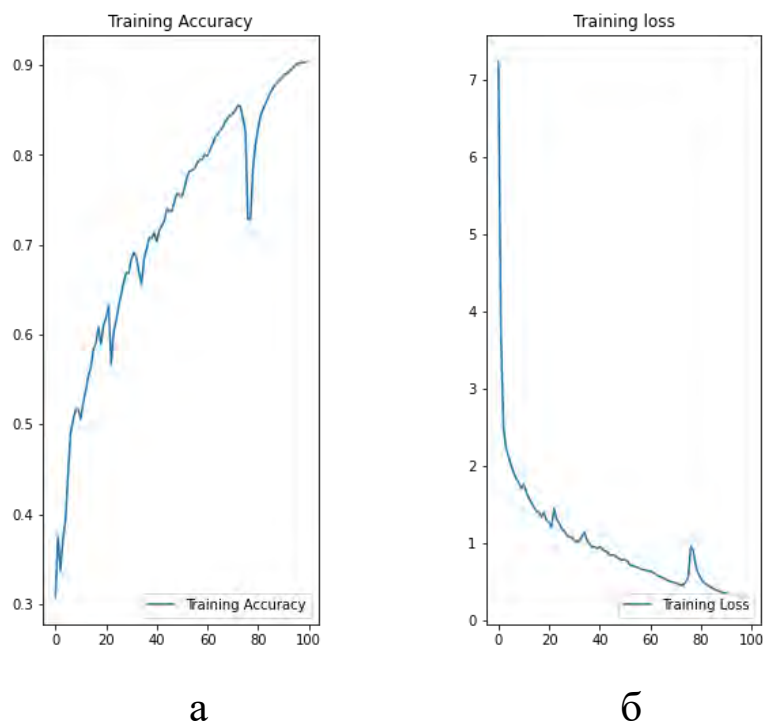


Рисунок 3.8 – Графіки зміни метрик у результаті навчання: а) точність; б) функція витрат.

Висновок до розділу

Було проведено аналіз моделей, що були створені шляхом модифікацій UNet. Було вибрано базову архітектуру U-Net, що показує хороші результати у роботі з сегментацією картографічних зображень, що робить її оптимальною для використання у наших цілях. Модель сегментації, що була розроблена та навчена, продемонструвала високу точність і гарні результати по метриках IoU. Це вказує на її здатність ефективно визначати та класифікувати об'єкти в зображеннях. Використання різноманітних прошарків, включаючи згорткові та повнозв'язні, а також налаштування гіперпараметрів, як розмір пакета та крок навчання, виявилось ключовим для досягнення оптимальних результатів. Протягом процесу навчання спостерігалось стабільне зниження функції втрат і поліпшення інших метрик, що свідчить про ефективність навчання.

РОЗДІЛ 4. ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНИХ АЛГОРИТМІВ

4.1. Кількісна оцінка результатів роботи системи на тестовій множині

Для пришвидшення експерименту використовувався підхід Transfer learning. Мережа Attention U-Net, яка використана у системі, була попередньо навчена на наборі даних ImageNet. Архітектура моделі складається з блоку декодера, блоку енкодера та блоків. Метрикою обрано Ассурасу, оптимізатор – Adam, функція втрат – SparseCategoricalCrossentropy. Також використано метрику Mean IOU (Intersection over Union) для оцінки якості сегментації, що показала значення – 79,4%. В результаті навчання мережа показала долю правильних відповідей на рівні 92.5% на тестових даних рафік функції втрат показує нестабільність на останніх епохах з різким падінням на 80-й епосі. IoU метрика демонструє поступове зростання, але залишається відносно середньому рівні, що вказує на потребу оптимізації процесу сегментації через додавання регулювання, аугментації даних та покращення архітектури мережі.

4.2. Якісна оцінка результатів роботи системи на тестовій множині

В результаті навчання система показала точні результати в більшості випадків. На рисунку 4.1. можна побачити частину вулиці, будинок та людей.

Модель досить точно визначила основні класи та їх межі. Особливо добре видно розділення доріг, будівель та зелених насаджень. Є незначні відмінності в деталях між true та predicted масками, але загальна структура збережена.

- Input Image - оригінальне фото з дрону (вид зверху на місцевість)
- True Mask - правильна маска сегментації з розміткою класів різними кольорами
- Predicted Mask - передбачена моделлю маска сегментації

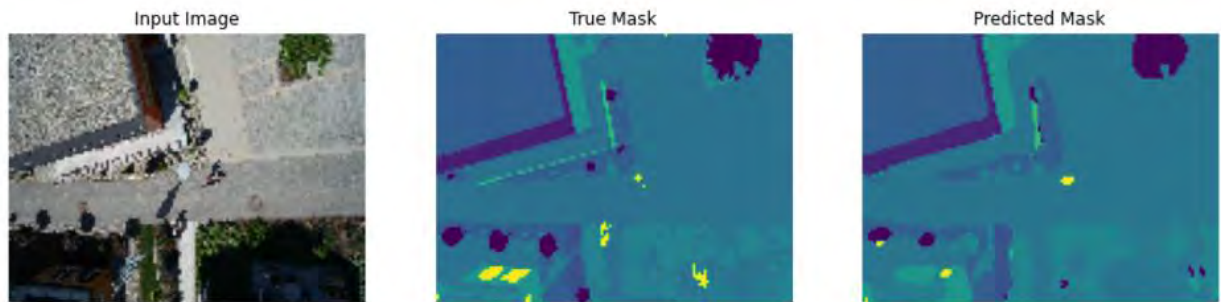


Рисунок 4.1 – Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням вулиці.

На рисунку 4.2. зображено район з висоти дрона. На predicted mask модель добре визначила основні будівлі (фіолетовий), але має деякі неточності в деталях порівняно з true mask. Загальна структура сегментації збережена.



Рисунок 4.2 – Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням району.

На рисунку 4.3. зображено людей на площі. Модель точно виділила людей (жовтий колір) на однорідному фоні (синій). Predicted mask майже ідентична true mask, що показує високу точність сегментації простих сцен.

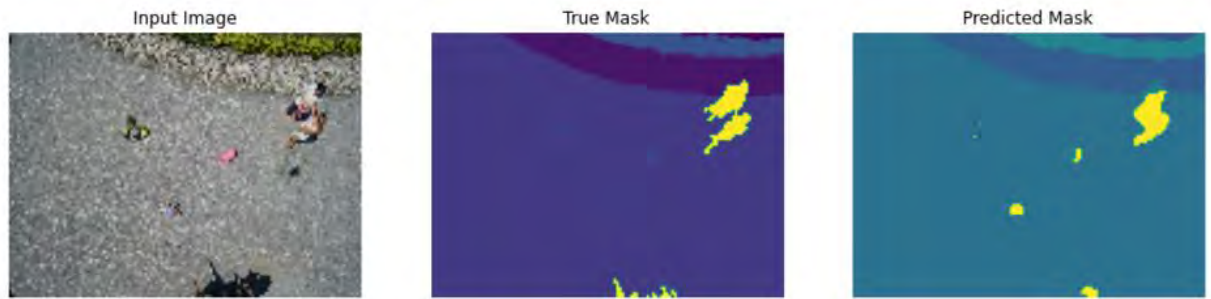


Рисунок 4.3 – Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням площі.

На рисунку 4.4. видно перехрестя доріг з зеленими насадженнями. Модель правильно визначила основні елементи - дороги (жовтий) та рослинність (фіолетовий), але має деякі відмінності в розпізнаванні меж об'єктів.



Рисунок 4.4 – Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням перехрестя.

На рисунку 4.5. зображено міський район з будівлями та парковкою. Predicted mask точно відтворює структуру true mask, включаючи будівлі (фіолетовий), дороги та малі об'єкти (жовтий). Якість сегментації висока.

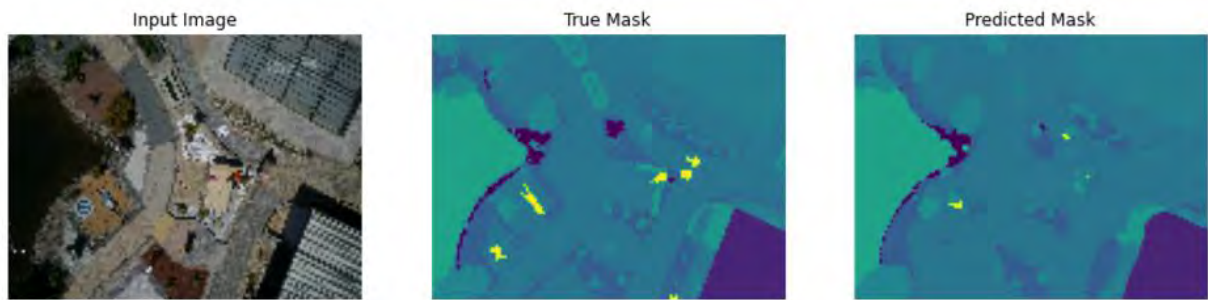


Рисунок 4.5 – Порівняння результату роботи сегментації з тестовим зображенням.

4.3. Перспективні шляхи вдосконалення системи

Використання глибинного навчання для обробки картографічних зображень має значні переваги порівняно з класичними методами, проте існують певні обмеження. Основним викликом є необхідність великого набору анотованих картографічних даних. Недостатня кількість зображень або їх низька репрезентативність призводить до погіршення якості сегментації, що є типовим для всіх моделей глибинного навчання.

Пріоритетним завданням є розширення навчального датасету картографічних зображень. Зокрема, збільшення роздільної здатності карт, додавання нових типів картографічних об'єктів та покращення якості розмітки даних. Завдяки високій адаптивності запропонованого підходу, в майбутньому можна розглянути його застосування для різних типів картографічних матеріалів.

Перспективним напрямком подальших досліджень є вдосконалення архітектури нейронної мережі для покращення значень метрик при роботі з картами. На основі проаналізованих архітектур можна запропонувати використання механізмів уваги або сучасніших бекбонів, що показують хороші результати в задачах обробки картографічних даних. Також викликає інтерес дослідження можливості використання інших типів нейронних мереж або їх гібридних моделей.

Для зручнішої роботи з системою у майбутньому пропонується створити веб-інтерфейс для обробки карт. Окрім інструментів сегментації, інтерфейс може включати функціонал для аналізу картографічних об'єктів, геоприв'язки та роботи з різними картографічними проекціями. Оскільки сучасні веб-технології надають широкі можливості для інтеграції, систему можна буде легко масштабувати та адаптувати під різні картографічні завдання.

Висновки до розділу

Згідно з отриманими результатами, розроблена система сегментації картографічних зображень показала високу ефективність і може бути використана для автоматизації обробки карт. В результаті навчання мережа досягла точності 92,5% на тренувальних даних. Валідаційні результати підтвердили хорошу здатність моделі до узагальнення, хоча метрика IoU залишається на рівні, що потребує покращення.

Проаналізовано перспективні шляхи вдосконалення системи, зокрема розширення навчального датасету картографічних зображень для підвищення адаптивності та функціональності. Подальші дослідження спрямовані на підвищення точності через модифікацію архітектури мережі та розробку веб-інтерфейсу для зручної роботи з картографічними даними.

РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА СТАРТАП ПРОЕКТУ «СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОЇ ОБРОБКИ КАРТОГРАФІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ»

5.1. Опис ідеї проєкту технології

У попередніх частинах дипломного проєкту був розроблений модуль автоматизованої системи обробки картографічних зображень. У цьому розділі проведено аналіз стартап-проєкту, мета якого полягає в розробці системи автоматизованої обробки картографічних зображень для підвищення ефективності та точності аналізу геопросторових даних з використанням методів штучного інтелекту та комп'ютерного зору [39].

Для кращого розуміння вимог до реалізації проєкту, його цілей, завдань та орієнтовних термінів була створена інформаційна карта, представлена у вигляді таблиці 5.1.

Таблиця 5.1

Інформаційна карта

Назва блоку	Характеристика
1	2
Загальна характеристика стартап-проєкту	
Назва стартап-проєкту	MapVision - система автоматизованої обробки картографічних зображень
Проблематика, яку вирішує стартап проєкт	Проєкт вирішує проблему трудомісткої ручної обробки картографічних даних, що призводить до значних часових витрат та помилок. У сучасних умовах картографічні проєкти потребують швидкої та точної обробки великих масивів геопросторових даних. Відсутність ефективних автоматизованих рішень знижує продуктивність роботи ГІС-спеціалістів.
Головні цілі та завдання проєкту	<ol style="list-style-type: none"> 1. Розробка системи автоматизованої обробки картографічних зображень з використанням AI для підвищення точності та швидкості обробки даних. 2. Створення інтуїтивного інтерфейсу для роботи з геопросторовими даними.

	<p>3. Забезпечення високої точності розпізнавання об'єктів</p> <p>4. Інтеграція з популярними ГІС-системами.</p>
Головні цільові групи, на які спрямований проєкт	<ul style="list-style-type: none"> • ГІС-спеціалісти та картографи • Містобудівні організації • Екологічні служби • Геологорозвідувальні компанії • Служби безпеки країни
Автори та команда стартап-проєкту	
Автори стартап-проєкту	Автори проєкту: Земляков Олександр, Момот Андрій Сергійович
Команда стартап-проєкту	Земляков Олександр, Момот Андрій Сергійович автори проєкту, Інвестори, керівники, працівники-дизайнери, інженери
Опис продукту стартап-проєкту	
Назва та коротка характеристика мінімального життєздатного продукту стартапу (MVP)	"MapVision MVP" являє собою мінімально життєздатний продукт для автоматизованої обробки картографічних зображень. Система оснащена базовим функціоналом для класифікації типів земного покриву та розпізнавання об'єктів з використанням технологій машинного навчання. MVP забезпечує основні функції через веб-інтерфейс та API, що робить його доступним для тестування потенційними клієнтами та отримання раннього зворотного зв'язку. Ця версія дозволяє продемонструвати ключові переваги системи: точність розпізнавання, швидкість обробки та зручність інтеграції з існуючими ГІС-рішеннями.
Сфера застосування та функціональне призначення продукту	Обробка та аналіз картографічних даних для різних галузей: містобудування, екологія, геологія, безпека, військова розвідка.
Опис унікальних властивостей продукту стартапу	Унікальні властивості "MapVision" включають в себе Висока точність розпізнавання, швидка обробка даних, гнучка інтеграція з ГІС.
Стадія розробки продукту стартапу	На етапі розробки MVP (мінімально життєздатного продукту)
Технічні характеристики	<ul style="list-style-type: none"> • Використання глибоких нейронних мереж (U-Net) для сегментації та класифікації об'єктів • Підтримка основних геопросторових форматів даних • Модульна архітектура для гнучкої інтеграції з ГІС-системами
Супровід продукту	<ul style="list-style-type: none"> • 24/7 технічна підтримка • Регулярні оновлення алгоритмів • Навчання персоналу • Допомога з інтеграцією • Консультації експертів

Забезпечення стартап-проєкту	
Необхідні ресурси	<ul style="list-style-type: none"> • GPU-сервери для тренування моделей • Датасети для навчання • Команда ML-інженерів та розробників • Тестове обладнання • Офісне приміщення
Потреба в інвестиціях	На ранніх етапах розвитку проєкту "MapVision" рекомендується розглядати використання платформи Kickstarter для залучення фінансової підтримки та привертання уваги інвесторів. Одночасно важливо активно шукати потенційних інвесторів, зацікавлених у впровадженні інноваційних рішень для моніторингу мікроклімату в серверних приміщеннях.
Інтелектуальна власність	<ul style="list-style-type: none"> • Патенти на алгоритми обробки зображень • Авторські права на програмний код • Торгова марка MapVision.
Результати стартап-проєкту	
Термін реалізації стартап-проєкту	Термін реалізації стартап-проєкту "MapVision" можливий протягом 12 місяців, включаючи: <ul style="list-style-type: none"> • 4 міс на розробку MVP • 2 міс на тестування • 2 міс на доопрацювання • 4 міс на вихід на ринок.
Плановані кількісні показники стартап-проєкту	Плановані кількісні показники стартап-проєкту "MapVision" включають: <ul style="list-style-type: none"> • точність розпізнавання >95% • залучення 50+ клієнтів у перший рік • ROI для клієнтів >200% • окупність інвестицій за 24 місяці.
Якісні показники стартап-проєкту	Якісні показники стартап-проєкту "MapVision" включають у себе: <ul style="list-style-type: none"> • підвищення швидкості обробки даних у 5-10 разів • автоматизація рутинних операцій • зниження кількості помилок • покращення якості аналізу даних. <p> Загальні очікувані результати - Створення інноваційного продукту для ринку ГІС - Захоплення 15% ринку протягом 3 років - Розширення на міжнародні ринки - Розвиток військового напрямку застосування.</p>
Загальні очікувані результати	Загальні очікувані результати для стартап-проєкту "MapVision" включають у себе: <ul style="list-style-type: none"> • створення інноваційного продукту для ринку ГІС • захоплення 15% ринку протягом 3 років

	<ul style="list-style-type: none"> • розширення на міжнародні ринки • розвиток військового напрямку застосування.
--	---

Із сформованої вище таблиці можна зробити висновок, що процес реалізації стартап-проєкту MapVision складатиме приблизно 18 місяців, враховуючи всі етапи від розробки MVP до запуску виробництва та налаштування системи для досягнення оптимального функціонування [40, 41].

Для формування більш ефективних ідей та прийняття доцільних рішень щодо розробки системи було вирішено використати метод формування «морфологічної карти». Саму карту представлено у таблиці 5.2.

Таблиця 5.2

Морфологічна карта проєкту

Параметри	Проміжні рішення				
	1-ше	2-ше	3-ше	4-ше	5-ше
Методи обробки зображень	CNN	U-Net	ResNet	YOLO	ViT
Типи вхідних даних	Супутникові знімки	Аерофотознімки	Скановані карти	Радарні дані	LiDAR
Формати даних	GeoTIFF	JPEG	Shapefile	ECW	NetCDF
Розгортання системи	Cloud	On-premise	Hybrid	Edge	SaaS
Тип інтерфейсу	Web-додаток	Десктоп	API	Мобільний	Плагін для ГІС

Відповідно до морфологічної карти проєкту MapVision, оптимальні рішення для безпосередньої розробки системи визначаються наступним чином:

1. Методи обробки: U-Net.
2. Типи вхідних даних: Супутникові знімки та аерофотознімки.
3. Формати даних: JPEG як основний формат.

4. Розгортання: Hybrid підхід.

5. Тип інтерфейсу: Web-додаток та десктоп версія.

Таким чином оптимальним рішенням є використання комбінації сучасних методів машинного навчання для забезпечення високої точності обробки різних типів геопросторових даних. Система буде розгорнута за гібридним принципом для оптимального балансу між продуктивністю та доступністю. Інтерфейс буде реалізовано у вигляді веб-додатку з відкритим API для інтеграції [42, 43].

Для більш ретельного розгортання концепції стартап-проєкту, ми визначилися зі створенням таблиці, в якій визначено сфери застосування та вигоди від використання системи для кінцевого користувача (Таблиця 5.3).

Таблиця 5.3

Опис ідеї стартап-проєкту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Автоматизована система обробки картографічних зображень MapVision	Моніторинг змін ландшафту та урбанізації	Ефективний контроль та управління мікрокліматом у серверних кімнатах
	Аналіз міської забудови	Прецизійний аналіз розвитку міст, планування інфраструктури
	Оптимізація обчислень	Використання персонально-розробленого ПЗ без використання додаткових програм
	Обробка даних БПЛА та військова розвідка	Швидкий аналіз тактичної обстановки, виявлення військових об'єктів, оцінка змін на території

Відповідно до таблиці 5.3, система MapVision є інноваційним рішенням для автоматизованої обробки картографічних зображень. Ця система інтегрується з існуючими ГІС-платформами та призначена для автоматизованого аналізу та класифікації геопросторових даних. Її інтеграція з системами машинного навчання дозволяє ефективно обробляти великі масиви даних з високою точністю [44].

Розглянемо основних конкурентів на ринку автоматизованої обробки картографічних зображень:

Planet Analytics

ERDAS IMAGINE

Google Earth Engine

Для більш детального аналізу техніко-економічних властивостей та характеристик конкурентів було проведено порівняльний аналіз показників (Таблиця 5.4), де W- гірші значення, N – аналогічні або нейтральні значення, а S – кращі показники.

Із представленої вище таблиці визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик проекту «MapVision» порівняно з конкурентами, можна зробити наступні висновки:

1. Швидкий зворотний зв'язок: Всі компанії мають швидкий зворотній зв'язок, що підкреслює стандартний рівень обслуговування.
2. Інтеграція з системами геопросторового аналізу: MapVision вирізняється наявністю глибокої інтеграції з різними системами аналізу, що дає перевагу перед конкурентами.
3. Здатність до апгрейду: MapVision має гнучкі можливості для розширення функціоналу.
4. Наявність веб-платформи: У MapVision є зручна веб-платформа, що робить його конкурентоспроможним.
5. Легкість у використанні: MapVision має інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, що спрощує роботу користувачів.
6. Простота розгортання: MapVision має найпростіший процес впровадження серед конкурентів.
7. Наявність особистого кабінету: MapVision та Google Earth Engine мають зручні особисті кабінети.
8. Вартість обслуговування: MapVision має найнижчу вартість обслуговування серед конкурентів.

Таблиця 5.4.

Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проєкту

№ п/п		(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слабка сторона)	N (нейтральна сторона)	S (сильна сторона)
		Мій Проєкт	Конкурент1 Planet Analytics	Конкурент2 ERDAS IMAGINE	Конкурент3 Google Earth Engine			
1.	Точність розпізнавання, %	97	94	92	95	-	-	+
2.	Інтеграція з БПЛА	Повна	Часткова	Відсутня	Відсутня	-	-	+
3.	Швидкий зворотній зв'язок	Наявний	Наявний	Наявний	Наявний	-	+	-
4	Інтеграція з системами аналізу	Повна	Часткова	Повна	Часткова	-	+	-
5	Здатність до апгрейду	Наявна	Відсутня	Відсутня	Наявна	-	+	-
6.	Веб-платформа	Наявна	Відсутня	Відсутня	Наявна	-	-	+
7.	Легкість використання	Висока	Середня	Низька	Середня	-	-	+
8	Вартість обслуговування	Низька	Висока	Висока	Середня	-	-	+

Із врахуванням вищезазначених факторів, можна стверджувати, що «MapVision» є конкурентоспроможним проєктом на ринку автоматизованих систем контролю мікроклімату.

Для того, щоб оцінити можливість реалізації проєкту, проведемо технологічний аудит сформованої ідеї (табл. 5.5).

Таблиця 5.5.

Технологічна здійсненність ідеї проєкту

№ п/п	Ідея проєкту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Автоматизація процесу сегментації картографічних зображень	Використання нейромережі створеної на базі архітектури U-Net для сегментації зображень	Наявні	У відкритому доступі
2.	Система аналізу даних БПЛА	Інтеграція з дронами та обробка фото в реальному часі	Наявні	Доступно

3.	Оптимізація обчислень	Використання GPU-прискорення та розподілених обчислень	Наявні	У відкритому доступі
4.	Віддалений моніторинг та управління	Використання хмарних технологій та веб-сервісів	Наявні	Доступно
5.	Інтеграція з існуючими системами	Сумісність з системами ГІС	Наявні	Доступно
6.	Військові модулі аналізу	Спеціалізовані алгоритми розпізнавання військових об'єктів	Наявні	Доступно з обмеженнями
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: можлива для реалізації				

Виходячи з наведеної вище таблиці можна зробити висновок, що реалізація проекту MapVision є технологічно здійсненою. Всі необхідні технології для створення автоматизованої системи обробки картографічних зображень є доступними для використання. Важливо відзначити, що хоча деякі компоненти (особливо військові модулі) мають обмежений доступ, це не є критичним фактором для реалізації проекту, оскільки основна функціональність може бути забезпечена загальнодоступними технологіями.

Обрана технологія реалізації проекту є можливою завдяки:

- Доступності потужних обчислювальних ресурсів
- Наявності відкритих бібліотек машинного навчання
- Розвиненій екосистемі ГІС-інтеграцій
- Стандартизованим протоколам обміну даними.

5.2. Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Оцінимо основні перспективи впровадження проекту MapVision на ринок, а також визначимо потенційні загрози, які можуть виникнути під час його реалізації. Цей аналіз спрямований на успішний запуск проекту на українському ринку з подальшою можливістю розширення на міжнародний рівень. Розпочнемо з детального вивчення попиту на нашу продукцію, оцінюючи його обсяг, динаміку розвитку та загальну доступність.

Для початку проведемо аналіз попиту на цю продукцію, зокрема це: наявність попиту, обсяг та динаміка розвитку ринку (Таблиця. 5.6)

Таблиця 5.6.

Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проєкту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	12 000 000 000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Стабільний ріст
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Висока вартість розробки, патенти на алгоритми, вимоги до сертифікації військових рішень
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Відповідність стандартам ISO 19100, сертифікація для роботи з військовими об'єктами
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	25 %

Відповідно до попередньої характеристики, зокрема до середньої норми рентабельності в галузі, яка становить 25%, можна визначити, що ринок систем обробки картографічних зображень є перспективним. Основна перевага полягає в тому, що існуючі рішення часто не задовольняють зростаючі потреби ринку, особливо у військовому сегменті, що створює можливість для інноваційних стартапів у цій галузі. Запуск власного проєкту з автоматизованої обробки картографічних зображень, спрямованого на підвищення ефективності аналізу геопросторових даних для військового та цивільного використання, може бути перспективним в першу чергу в Україні, а подальша експансія на міжнародні ринки стане доцільною. Запуск проєкту з розробки та впровадження інноваційних алгоритмів обробки даних з БПЛА та супутників, спрямованого на забезпечення точного та швидкого аналізу тактичної обстановки, може бути особливо актуальним в першу чергу в Україні через поточні оборонні потреби, а подальша експансія на міжнародні ринки стане доцільною.

Для подальшого вивчення ринку та оцінки можливостей впровадження стартап-проекту необхідно провести аналіз потенційних сегментів клієнтів, їх характеристик і сформулювати приблизний перелік вимог до нашого продукту (Таблиця 5.7).

Таблиця 5.7.

Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
Автоматизована система сегментації картографічних зображень з високою точністю та швидкістю	Військові підрозділи, ГІС-компанії, Містобудівні організації, Геологорозвідка	Різниця у масштабі та точності даних і їх обробки.	Висока точність, швидка обробка, підтримка продукції

Враховуючи представлену таблицю, можна зробити висновок, що на ринку існує значний попит на системи автоматизованої обробки картографічних зображень, оскільки подібні технології ще не повністю задовольняють потреби споживачів. Основною цільовою аудиторією є військові підрозділи та ГІС-компанії, які потребують ефективних інструментів для аналізу геопросторових даних. Різниця в специфіці застосування та вимогах до безпеки визначає різні вимоги споживачів до функціональності та надійності системи.

При впровадженні технології, яка подібна за принципом дії до запропонованої, можна визначити ряд потенційних викликів, які відображені у Таблиці 5.8 нижче. Ці фактори можуть вплинути на можливості успішної реалізації та утримання конкурентоспроможності проекту на ринку.

Таблиця 5.8.

Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
-------	--------	---------------	--------------------------

1.	Точність розпізнавання	Можливість помилок у складних випадках	Постійне вдосконалення алгоритмів, навчання на більших датасетах
2.	Технічні обмеження	Потреба в потужних обчислювальних ресурсах	Оптимізація алгоритмів, використання хмарних рішень
3.	Конкуренція	Вихід нових продуктів від tech-гігантів	Фокус на нішевих рішеннях та локальному ринку
4.	Фінансування	Потреба у значних інвестиціях	Пошук інвесторів, участь у грантових програмах

Відповідно до сформованих загроз для нашого стартап-проекту в сфері автоматизованої обробки картографічних зображень, серед основних ризиків варто виділити потенційну неоптимальну інтеграцію з уже існуючими ГІС-системами та базами даних. Можлива загроза полягає в недостатній сумісності нашого рішення з існуючими системами, що може виникнути через технічні чи програмні розбіжності. Для уникнення цієї загрози ми плануємо провести тестування та оптимізацію інтеграційного процесу, враховуючи особливості роботи інших систем.

Ще однією значущою загрозою є можливе збільшення витрат на обслуговування та технічну підтримку клієнтів. Це може статися через незадоволеність клієнтів якістю обробки даних або високими витратами на підтримку. Наш план передбачає оптимізацію процесів обслуговування, надання ефективної технічної підтримки, а також розробку програм для самостійного вирішення невеликих проблем.

Щодо низької готовності ринку до інновацій у сфері обробки картографічних зображень, основною загрозою може бути відмова від нових технологій. Наша стратегія передбачає проведення інформаційної кампанії для підвищення обізнаності ринку про переваги та необхідність використання інновацій. Крім того, ми плануємо співпрацювати з ключовими гравцями ринку для збільшення інтересу до нашого рішення.

Окремою загрозою може стати обмежений фінансовий бюджет потенційних клієнтів, що може призвести до недостатнього фінансування для впровадження нових технологій. У цьому випадку ми прагнемо пропонувати

ефективні та економічно вигідні рішення, які відповідають потребам наших клієнтів.

Окрім ряду загроз, існує також і ряд можливостей з реалізації цього проєкту (табл. 5.9).

На підставі розглянутих можливостей можна зазначити перспективність впровадження та розвитку проєкту на ринках України та за її межами. Ключовими перевагами стають відсутність аналогічних технологій на широкому ринку та простота конструкції, що сприятиме ефективному впровадженню та масштабуванню виробництва. Це відкриває можливість зайняти лідерську позицію в галузі та стати ключовим гравцем у ніші цього напрямку.

Таблиця 5.9.

Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1	Ефективність вартості	Проведений аналіз наявних технологій для технічної складової проєкту дозволяє обрати оптимальні варіанти для ефективного та раціонального застосування.	Розгляд можливості використання та інтеграція інших технологій та алгоритмів.
2	Інноваційна технологія	На сучасному українському та міжнародному ринках відсутня широкодоступна технологія автоматизованої сегментації картографічних зображень.	Запуск продукту на українському ринку дозволить зайняти лідерську позицію в даній ніші.
3	Простота використання	Система буде простою та інтуїтивно зрозумілою в експлуатації. Це забезпечить легкість впровадження та широке використання серед клієнтів, навіть тих, хто не має досвіду роботи з подібними технологіями.	Розробити зручний інтерфейс та функціонал, що дозволить користувачам швидко опанувати роботу з системою без додаткових навчань.
4	Постійна технічна підтримка	Постійний контроль за якістю роботи системи.	Компанія здійснює постійну технологічну підтримку, консультації щодо використання модулю та проведення опитувань щодо його подальших вдосконалень.
5	Розвиток технології	Можливість покращення алгоритмів системи, та розширення функціоналу.	Компанія активно досліджує ринок для пошуку варіантів покращення модулю та реалізації нових рішень для його вдосконалення.

Для отримання більш докладного уявлення про конкурентне середовище та його вплив на функціонування підприємства, був проведений детальний аналіз особливостей конкурентного оточення, результати якого наведено у таблиці 5.10 нижче.

Відповідно до проведеного ступеневого аналізу конкуренції на автоматизованій сегментації зображень, виявлено певний бар'єр проникнення на український та міжнародний ринки. Зокрема, спостерігається олігопольна структура, де невелика кількість іноземних компаній через посередників домінує на українському ринку.

Таблиця 5.10.

Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

№	Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
1	Тип конкуренції: олігополія	Невелика кількість великих компаній, що домінують через посередників на українському ринку автоматизованої обробки зображень.	Розвиток та фокус на унікальних перевагах системи, щоб здобути значну частку ринку.
2	Рівень конкурентної боротьби: національний	Присутність міжнародних компаній.	Розгляд можливостей локалізації та адаптації під місцевий ринок.
3	Галузева ознака: внутрішньогалузева	Конкуренція між компаніями, що працюють у сфері ГІС.	Сприяє поліпшенню якості продукції та вдосконаленню технологічних процесів.
4	Конкуренція за видами товарів: товарно-видова	Змагання з іншими компаніями, які пропонують різні підходи до обробки даних.	Збільшення витрат розробку та розвиток унікальних алгоритмів та модулів системи.
5	Характер конкурентних переваг: нецінова	Зосередженість на якості, технологічності та точності роботи системи.	Постійне вдосконалення технології.
6	Інтенсивність конкуренції: марочна	Присутність декількох відомих компаній у галузі автоматизованої обробки зображень.	Ускладнення можливостей виходу на ринок, потреба в створенні унікальної пропозиції.

Налагодження повністю українського виробництва автоматизованої системи сегментації картографічних зображень дозволить ефективно зайняти ключову нішу, особливо з огляду на те, що основні конкуренти - міжнародні компанії, які працюють через посередників. Це відкриває можливість для підприємства займати значну частку ринку, пропонуючи власні інноваційні рішення та конкуруючи з іноземними брендами. Після аналізу конкуренції проведемо більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі за Портером. Отриманий аналіз показано у Таблиці 5.11.

Таблиця 5.11.

Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Planet Analytics, ERDAS IMAGINE	Стартапи у сфері AI	Cloud-провайдери, розробники	ГІС-компанії, держустанови	Традиційні методи обробки
Висновки:	Низька інтенсивність конкуренції обумовлена наявністю аналогічної продукції на ринку, яка відрізняється масштабами та за функціоналом і ціною.	Існують можливості для виходу на ринок через відсутність аналогічного модулю від потенційних конкурентів	Постачальники не диктують особливих умов, але маємо певний рівень залежності від них, зокрема від хмарних сервісів та баз даних.	Клієнти представлені державними установами, приватними підприємствами, можуть впливати на умови контрактів та співпраці.	Наявні продукти замінники низьку ефективність та вузький профіль застосування.

З проведеного аналізу випливає, що ринок автоматизованої обробки картографічних зображень насичений аналогічними продуктами, які мають подібний функціонал обробки даних, але відрізняються точністю, швидкістю та ціною. У зв'язку з цим, розробка спеціалізованих систем з військовими модулями виявляється перспективною галуззю, оскільки на даний момент відсутні прямі конкуренти в цьому сегменті ринку. Можливості виходу на ринок існують завдяки відсутності аналогічних рішень від потенційних конкурентів, а також відносно невисокій інтенсивності конкуренції у

військовому сегменті, обумовленої наявністю схожих продуктів, які, однак, не спеціалізуються на обробці даних БПЛА та тактичній розвідці. Залежність від постачальників відбувається в контексті співпраці з розробниками алгоритмів та провайдером хмарних послуг, що може впливати на умови контрактів і співпраці.

Клієнтська база представлена військовими підрозділами, ГІС-компаніями, містобудівними організаціями та екологічними службами, що вимагає уваги до специфічних вимог та індивідуальних потреб замовників.

Товари-замінники, такі як загальні системи обробки зображень, пропонують схожий функціонал аналізу даних, але не враховані для військового застосування та роботи з даними БПЛА, що робить розробку та впровадження нашої системи унікальною на ринку.

Після проведених аналізів слід сформулювати повний перелік факторів, які впливають на конкурентоспроможність проєкту на поточному ринку обробки картографічних зображень (Таблиця 5.12).

Таблиця 5.12.

Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проєктів значущим)
1	Точність обробки	Використання сучасних AI-алгоритмів забезпечує точність >95%
2	Інтеграція з БПЛА	Перевага системи MapVision в контексті роботи з даними отриманими з БПЛА, що особливо важливо для військового застосування
3	Масштабованість	Хмарна інфраструктура забезпечує гнучке масштабування системи.
4	Вартість	Конкурентна цінова політика порівняно з аналогами.
5.	Регулярні оновлення програмного забезпечення	Постійні оновлення ПЗ забезпечують підтримку нових функцій, безпеку та оптимізацію роботи системи протягом тривалого періоду користування.

Після аналізу факторів конкурентоспроможності проведемо порівняльний аналіз слабких та сильних сторін (табл. 5.13).

Таблиця 5.13.

Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Точність обробки	17						+	
2	Інтеграція з БПЛА	18						+	
3	Масштабованість	16				+			
4	Вартість	18						+	
5.	Регулярні оновлення програмного забезпечення	15				+			

Із проведеного порівняльного аналізу видно, що " MapVision " має значні конкурентні переваги. Його висока точність обробки, масштабованість, , гнучкість інтеграції та регулярні оновлення ПЗ роблять його привабливим для користувачів. Рейтинг конкурентів підтверджує вищий статус " MapVision" на ринку автоматизованої сегментації картографічних зображень порівняно із суперниками.

Ці фактори сприятимуть успішній реалізації проєкту та забезпечать його конкурентоспроможність в індустрії автоматизованої сегментації картографічних зображень.

Сформуємо узагальнений аналіз слабких і сильних сторін, а також загроз і можливостей у вигляді загального SWOT-аналізу (табл. 4.14).

Висновок здійсненого аналізу показує, що проєкт "MapVision" обладнаний значним числом переваг, які роблять його перспективним для успішної реалізації на ринку. Спільно з цим, виявлені слабкі сторони та існуючі загрози не є критичними і можуть бути вирішені шляхом прийняття відповідних стратегій та заходів.

Переваги проєкту "MapVision" включають високу точність обробки, масштабованість системи, гнучкість інтеграції з існуючими системами, а також систематичні оновлення програмного забезпечення. Ці фактори сприятимуть успішній реалізації та популяризації продукту на ринку.

Таблиця 5.14.

SWOT-аналіз для проєкту " MapVision"

<p>Сильні сторони:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Висока точність обробки. 2. Масштабованість системи. 3. Конкурентна ціна. 4. Гнучкість інтеграції з існуючими системами ГІС. 5. Регулярні оновлення програмного забезпечення. 	<p>Слабкі сторони:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Залежність від хмарних провайдерів. 2. Обмежені фінансові ресурси. 3. Нова компанія на ринку. 4. Потреба у великій кількості датасетів для навчання нейронної мережі.
<p>Можливості:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Підвищення точності обробки за рахунок нових технологій. 2. Державні програми цифровізації. 3. Покращення якості системи через постійну технічну підтримку. 4. Вихід на міжнародні ринки. 5. Розвиток партнерської мережі. 	<p>Загрози:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Вихід на ринок нових конкурентів. 2. Зміна технологічних трендів. 3. Економічна нестабільність. 4. Складність залучення інвестицій.

Хоча існують конкурентні виклики та певні труднощі, але з належним підходом та врахуванням виявлених факторів, є можливість ефективно уникнути або подолати ці обмеження. Такий SWOT-аналіз дає підстави вважати "MapVision" перспективним та конкурентоспроможним продуктом в обраному сегменті ринку.

На основі проведеного SWOT-аналізу сформуємо стратегію альтернативного впровадження стартап-проєкту.

Ця таблиця відображає альтернативні стратегії для покращення ринкового впровадження проєкту "MapVision". Кожна альтернатива має свої переваги та можливості для реалізації.

Таблиця 5.15.

Альтернативи ринкового впровадження стартап-проєкту "ServerGuard iTemp"

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Фокус на державному секторі	Висока	6-8 місяців
2	Вихід на міжнародний ринок	Середня	12-18 місяців
3	Розвиток партнерської мережі	Висока	3-6 місяців
4	Інтенсивна рекламна кампанія та розвиток партнерських відносин	Середня	2 місяці

На основі проведеного SWOT-аналізу визначено стратегію альтернативного впровадження стартап-проєкту "MapVision". Запропоновані

альтернативи ринкового впровадження представлені в таблиці 4.15, кожна з яких спрямована на покращення конкурентоспроможності та успішніше розгортання продукту на ринку автоматизованої сегментації картографічних зображень.

Враховуючи розглянуті альтернативи, важливо вибрати оптимальний напрямок розвитку, що враховує поточний стан ринку та переваги проєкту "MapVision". Такий підхід дозволить максимізувати конкурентоспроможність та успішність впровадження на ринку автоматизованої сегментації картографічних зображень .

5.3. Розроблення ринкової стратегії проєкту

Для якісної розробки ринкової стратегії спочатку треба визначити стратегію охоплення ринку, тобто описати основні цільові групи потенційних споживачів (табл. 5.16).

Основною аудиторією у цьому сегменті є різні ПС-компанії та картографічні служби. Визначення конкретного сегменту серед них може бути неприциповим, оскільки усі вони мають спільну потребу у ефективній сегментації картографічних зображень.

Таблиця 5.16.

Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Готовність споживачів прийняти продукт	Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивність конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Військові підрозділи та розвідка	Споживачі відкриті до інновацій та технологічних рішень через високу готовність та	Високий попит в межах сегменту з постійним застосуванням	Середня, через специфічні вимоги	Середня складність через сертифікацію, велику кількість

		нагальну потребу в автоматизації			вимог до системи
2	ГІС-компанії та картографічні служби	Зацікавлені в оптимізації та впровадженні інноваційних рішень	Високий попит в межах сегменту, оскільки вони постійно шукають способи оптимізації обробки геопросторових даних.	висока	Можливість вибору між різними рішеннями створює середні умови для конкуренції
3	Містобудівні організації	Середня готовність, потребують демонстрації ефективності	Середній попит в межах сегменту, оскільки вони можуть використовувати різні системи аналізу	Низька	Доступність різних рішень у сегменті

Продовження таблиці 4.16. Вибір цільових груп потенційних споживачів

4	Екологічні служби	Зацікавлені в оптимізації моніторингу	Помірний попит залежить від сезонності та проектів моніторингу.	Низька	Доступність різних рішень у сегменті
Обрані цільові групи: військові підрозділи та ГІС-компанії, як найбільш перспективні сегменти з високим попитом					

Отже, можна зазначити, що проєкт "MapVision" орієнтований на широке коло клієнтів, і вибір конкретної цільової групи не є вирішальним кроком у стратегії впровадження на ринок. Важливо забезпечити універсальність продукту та його придатність для всіх типів задач та сфер застосування.

Для кращого розуміння яким чином працювати з обраними цільовими групами необхідно сформулювати базову стратегію розвитку (Таблиця 5.17).

Таблиця 5.17.

Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проєкту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку*
	Розширення функціоналу та можливостей системи, інтенсивна рекламна кампанія та розвиток партнерських відносин	Стратегія концентрованого зростання	Висока точність, інтеграція з ГІС, масштабованість, гнучкість інтеграції, регулярні оновлення ПЗ	Стратегія диференціації за спеціалізованістю та інноваціями

В ході аналізу стратегії розвитку для проєкту "MapVision" можна визначити ключові напрямки для досягнення успіху на ринку. Обрані стратегії дозволяють позиціонувати проєкт як передовий та конкурентоспроможний на ринку автоматизованої сегментації картографічних зображень, сприяючи залученню нових клієнтів та збільшенню популярності серед цільових груп.

Наступним кроком буде вибір стратегії конкурентної поведінки. Обрану стратегії показано у Таблиці 5.18 нижче.

Таблиця 5.18.

Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проєкт «першопроходьцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки*
1	Ні, але інноваційний підхід	Буде і шукати нових споживачів і частково забирати існуючих конкурентів	Ні, фокус на унікальних AI-рішеннях	Стратегія диференціації

Обрана стратегія конкурентної поведінки передбачає активний пошук нових споживачів і часткове відібрання існуючих у конкурентів, при цьому компанія не буде копіювати основні характеристики конкурентів. Основною метою є створення альтернативних та інноваційних рішень, що дозволить

зайняти конкурентну нішу на ринку моніторингу мікроклімату в серверних кімнатах.

На основі проведеного аналізу обраного сегменту ринку, а також спираючись на обрану стратегію розвитку та конкурентної поведінки слід розробити стратегію позиціонування (Таблиця 5.19).

Обрана стратегія позиціонування передбачає акцент на високій точності обробки, ефективності та швидкості, масштабованості та простоті інтеграції. Ключові асоціації для формування комплексної позиції проекту: точність, швидкість та ефективність.

Таблиця 5.19.

Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
	Висока точність, швидкість обробки, інтеграція	Стратегія лідерства по витратах	Низька ціна, висока точність обробки, ефективність та надійність системи, масштабованість та простота використання.	Ціна. Точність. Зручність. Ефективність.

4.4. Розробка маркетингової програми та планування стартап-проекту.

Для розроблення потужної і якісної маркетингової програми, необхідно сформувати маркетингову концепцію товару, що отримає у кінцевому варіанті споживач і яка з цього вигода для нього. Для цього було узагальнено результати аналізу конкурентоспроможності товару у вигляді Таблиці 5.20 нижче.

Таблиця 5.20.

Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
-------	---------	----------------------------	--

	Точне точність обробки вхідного зображення	Забезпечення точності кінцевого результату	Висока точність через використання передових оптимізованих AI-алгоритмів
	Швидкість виконання задачі	Забезпечення оперативного виконання роботи системи	Ефективна система через оптимізовану архітектуру обробки даних.
	Інтеграція з існуючими системами ГІС	Можливість використання разом з іншими геоінформаційними ситемами	Сумісність із вже впровадженими засобами, універсальні API та конектори

Аналізуючи ключові переваги концепції потенційного товару для проєкту " MapVision ", видно, що проєкт має унікальні характеристики, такі як точна обробка вхідних зображень, швидкість виконання задачі та інтеграція з існуючими ГІС. Ці переваги роблять проєкт конкурентоспроможним на ринку моніторингу мікроклімату для серверних кімнат.

Сформуємо основні характеристики і властивості нашого проєкту у вигляді трьохрівневої моделі товару. Сформований опис представлено у вигляді Таблиці 5.21 нижче.

Таблиця 5.21.

Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Система автоматизованої обробки картографічних зображень MapVision		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
	1. Точність розпізнавання елементів.	Нм	Тх
	2. Ефективна цінова політика.	М	Е
	3. Легка інтеграція з існуючими системами.	Нм	Вр
	4. Постійні оновлення програмного забезпечення.	М	Тх
	5. Зручне програмне забезпечення для користувачів.	Нм	Е
	Якість: висока точність та ефективність, зручне і надійне програмне забезпечення.		
	Марка: MapVision		
III. Товар із підкріпленням	Після, як і до продажу супроводжується постійною технічною підтримкою. Проводиться демонстрація використання сайту і всі основні особливості і можливості системи.		

Із наведеної вище таблиці видно, що на першому рівні представлено основну ідею проєкту — система автоматизованої обробки картографічних

зображень MapVision. На другому рівні описано важливі характеристики та переваги проєкту, такі як точність розпізнавання елементів, ефективна цінова політика, легка інтеграція, постійні оновлення програмного забезпечення та зручне програмне забезпечення для користувачів. Загалом, представлені характеристики вказують на перспективний та конкурентоспроможний продукт, здатний задовольнити потреби ринку автоматизованої сегментації картографічних зображень.

Після детального аналізу властивостей та характеристик товару слід визначити цінові межі на які слід зважати при встановленні ціни на потенційний товар. Ці межі формуються внаслідок аналізу цін на товари конкурентів та в залежності від доходів споживачів продукту. Отримані межі представлені у Таблиці 5.22.

Таблиця 5.22.

Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу
1	Від 120000/рік до 320000/рік грн	Немає аналогів в широкому доступі, ціна невідома	Від 2000000 грн і вище	Від 80000 до 200000 грн

Отримані межі встановлення ціни на "MapVision" враховують аналіз ринку товарів-замінників, відсутність аналогів у широкому доступі та дохід цільової групи споживачів. Рекомендовані верхня та нижня межі встановлення ціни на "MapVision" становлять від 80000 до 200000 гривень. Ці ціни враховують специфіку ринку та доступність для цільової аудиторії.

Після проведеного аналізу ціни на автоматизовану сегментації картографічних зображень "MapVision", слід розробити систему збуту товару. Отриману систему представлено у Таблиці 5.23 нижче.

Таблиця 5.23.

Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Тендерні закупівлі (державний сектор)	Участь у тендерах	Ринок України	Власні продажі
2	Прямі корпоративні закупівлі	Презентації, демонстрації	Ринок України	Власні продажі, та через партнерів
3	Галузеві закупівлі	Галузеві виставки	Ринок України	Власні продажі

Отже, Отримана система збуту "MapVision" враховує особливості цільових клієнтів, функції постачальника товару та ринкові умови. Продажі плануються власними силами та через партнерів, орієнтуючись раніше згадувані галузі.

Останнім етапом буде формування концепції комунікацій для маркетингу, що ґрунтуються на основі попереднього аналізу проєкту. Отриману концепцію буде представлено у вигляді Таблиці 5.24 нижче.

Таблиця 5.24.

Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
	Аналіз технічних характеристик, пошук економічно ефективних рішень, оцінка інтеграційних можливостей	Спеціалізовані веб-сайти, галузеві конференції, презентації	Автоматизована система сегментації картографічних зображень "MapVision"	Пояснення переваг, ефективності та доцільності використання даної системи	Підкреслення технологічності та унікальності системи "MapVision"

В результаті формування концепції маркетингових комунікацій визначено, що в основі поведінки цільових клієнтів лежить пошук продукту з

високою точністю обробки зображення та зручністю в користуванні системою. Основними каналами комунікацій є спеціалізовані веб-сайти, конференції та презентації. Для привертання уваги цільових споживачів слід акцентувати увагу на сильних сторонах проекту та на відсутності подібного товару у широкому доступі на ринку автоматизованої сегментації картографічних зображень.

Для успішної реалізації перспективного стартап-проекту необхідно в першу чергу створити ефективну команду. Після аналізу поставлених завдань та визначення необхідних завдань для виконання було визначено оптимальну кількість учасників і розподілено ключові обов'язки між ними. Отримані результати занесено до Таблиці 5.25.

Таблиця 5.25.

Команда стартап-проекту

Учасник команди	Посада	Завдання, що необхідно виконати
Інженер-розробник	Керівник розробки	Розробити основні алгоритми обробки зображень та забезпечити їх ефективність
Архітектор програмного забезпечення	Головний програміст	Розробити високопродуктивне програмне забезпечення для MapVision
Менеджер проекту	Керівник проекту	Координувати роботу команди, визначити критичні точки та вирішувати організаційні питання
Спеціаліст з ГІС	Інженер з інтеграції	Забезпечити інтеграцію MapVision з існуючими ГІС-системами
Експерт з маркетингу	Спеціаліст з аналізу ринку	Провести ретельний аналіз сегменту ринку та розробити стратегію маркетингу

Після створення команди важливо розробити графік для моніторингу завдань та приблизного визначення термінів їх виконання. Створений графік подано у Таблиці 5.26 нижче.

Таблиця 5.26.

Календарний план реалізації проекту

№ п/п	Зміст етапу													Собівартість реалізації	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12		
1	Аналіз ринку та визначення вимог														0

2	Розробка концепції ідеї проєкту																				5000\$
3	Розробка ML-алгоритмів та архітектури																				50000\$
4	Створення MVP та базового функціоналу																				80000\$
5	Інтеграція з ГІС та тестування																				1500\$
6	Тестування та виправлення недоліків																				3000\$
7	Пошук і залучення інвестицій																				1000\$
8	Запуск продукту																				10000\$
9	Проведення масштабних рекламних кампаній та старт продаж																				30000\$
																			Сума	180500\$	

На підставі розробленого календарного плану, вартість повного процесу від формування проєкту до початку продаж оцінюється приблизно в 7581000 грн. Ця сума знаходиться в межах цінового діапазону, який був визначений в таблиці 5.22. Сам процес реалізації проєкту включає розробку надійного високоточного модуля для моніторингу контролю мікроклімату, розробку головних алгоритмів та архітектури, створення MVP та базового функціоналу, а також пошук інвестицій та випуск продукту і продаж.

Для залучення інвесторів рекомендується використовувати можливості IT виставок, де можна ефективно продемонструвати основні переваги проєкту. Також, розглядання платформи для запуску нових стартапів, зокрема Kickstarter, може стати ефективним засобом для залучення фінансування. Отже, випуск та впровадження автоматизованої системи сегментації картографічних зображень визначено вищезгаданими етапами, дозволяючи забезпечити успішну реалізацію проєкту в обраному ціновому діапазоні та залучити необхідні інвестиції.

Після створення календарного плану, необхідно розробити таблицю вихідних витрат на забезпечення підтримки та обслуговування системи. Розрахунки за цією ініціативою наведено у Таблиці 5.27.

Таблиця 5.27.

Щомісячні операційні витрати

№ п/п	Витрати	Тип	Вартість, \$
1	Зарплати персоналу	----	30000
2	Хмарні сервіси	----	5000
3	Маркетинг	----	3000
4	Оренда офісу	----	2000
5	Технічна підтримка	---	4000
		Сума	44000

Отже, щомісячні витрати для забезпечення функціонування системи будуть складати 44000 доларів. На першій фазі наявні 60 000 доларів для втілення проєкту, а в подальшому можливо залучити інвесторів за допомогою платформи Kickstarter.

Висновки до розділу

У цьому розділі детально розглянута перспектива впровадження автоматизованої системи сегментації картографічних зображень. Підкреслено, що реалізація такого проєкту є надзвичайно актуальною в контексті розвитку технологій штучного інтелекту зростання об'ємів графічної інформації, яка потребує обробки.

Система автоматизованої обробки картографічних зображень "MapVision" має стратегічне значення для забезпечення ефективної та точної сегментації картографічних зображень в різноманітних сферах. Розроблений календарний план підтверджує, що загальні витрати на реалізацію проєкту оцінюються на рівні приблизно 180,500 доларів.

Реалізація автоматизованої системи сегментації картографічних зображень передбачає створення надійного і точного програмного забезпечення, а також включає розробку концепції, розробку алгоритмів, інтеграцію ГІС, випробування, залучення інвестицій, запуск проекту та впровадження на ринок.

Загальний висновок підкреслює актуальність впровадження такої інноваційної системи сприятиме підвищенню ефективності обробки картографічних даних у сферах, що працюють з геопросторовою інформацією, таких як містобудування, екологія, військова сфера та багато інших. Це відкриває нові можливості для розвитку сучасних інформаційних технологій. Отже, запровадження "MapVision " сприятиме підвищенню ефективності і швидкості обробки картографічних зображень та спростить опрацювання великих об'ємів картографічних зображень.

ВИСНОВКИ

1. Проведений огляд методів сегментації зображень демонструє їх фундаментальну роль у сучасних системах комп'ютерного зору та обробки цифрових зображень. В результаті аналізу різних підходів до сегментації, включаючи порогові методи, активні контури, регіональну та семантичну сегментацію, було виявлено їх характерні особливості, переваги та обмеження у застосуванні. Проведений огляд також підтвердив, що вибір конкретного методу сегментації повинен базуватися на специфіці задачі, характеристиках вхідних даних та вимогах до обчислювальної ефективності. Тож з впевненістю можна сказати, що в контексті картографічних зображень найбільш ефективним методом є семантична сегментація з використанням глибоких нейронних мереж.

2. Після проведення аналізу архітектур нейронних мереж для сегментації зображень, архітектура U-Net визначена як найраща для обробки картографічних даних. Ця архітектура забезпечує високу точність збереження просторових деталей та чітких границь об'єктів завдяки унікальній структурі skip-з'єднань, що критично важливо для картографічних задач. Здатність мережі ефективно працювати з обмеженими наборами даних та можливість обробки зображень різного розміру роблять її найбільш придатною для поставлених задач порівняно з альтернативними архітектурами.

3. Було проведено аналіз моделей, що були створені шляхом модифікацій UNet. Було вибрано базову архітектуру U-Net, що показує хороші результати у роботі з сегментацією картографічних зображень, що робить її оптимальною для використання у наших цілях. Модель сегментації, що була розроблена та навчена, продемонструвала високу точність і гарні результати по метриках IoU. Це вказує на її здатність ефективно визначати та класифікувати об'єкти в зображеннях. Використання різноманітних прошарків, включаючи згорткові та повнозв'язні, а також налаштування

гіперпараметрів, як розмір пакета та крок навчання, виявилось ключовим для досягнення оптимальних результатів.

4. Згідно з отриманими результатами, розроблена система сегментації картографічних зображень показала високу ефективність і може бути використана для автоматизації обробки карт. В результаті навчання мережа досягла точності 92,5% на тренувальних даних. Валідаційні результати підтвердили хорошу здатність моделі до узагальнення, хоча метрика IoU залишається на рівні, що потребує покращення. Проаналізовано перспективні шляхи вдосконалення системи, зокрема розширення навчального датасету картографічних зображень для підвищення адаптивності та функціональності. Подальші дослідження спрямовані на підвищення точності через модифікацію архітектури мережі та розробку веб-інтерфейсу для зручної роботи з картографічними даними.

5. Створено бізнес-модель стартап-проєкту «Система автоматизованої обробки картографічних зображень». Розглянуто перспективи впровадження продукту на ринковий рівень. Встановлені стратегії розвитку, маркетингу, виокремлені всі переваги, ризики і недоліки. Завдяки такому детальному аналізу і підкресленні всіх перспектив проєкту, стало можливим втілення розробленої системи у життя.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Геодезичний енциклопедичний словник /За редакцією В. Літинського/. - Львів: Євросвіт, 2001. - 668 с.: іл.3.
- [2] ДСТУ 2757-94 "Картографія. Терміни та визначення.
- [3] Momot A. Automation of ultrasound breast cancer images classification using deep neural networks / A. Momot, R. Galagan, M. Zaboluiieva // Sciences of Europe. – 2022. – №96. – pp. 38–41.
- [4] Сторожик Д. В. Комплексування зображень, як спосіб покращення якості бінарної сегментації / Д. В. Сторожик, О. В. Муравйов // XV Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Ефективність інженерних рішень у приладобудуванні», 10-11 грудня. – Київ, Україна. – 2019. – С. 290-293.
- [5] Momot A. Deep learning automated data analysis of security infrared cameras / A. Momot, I. Skladchykov // Slovak international scientific journal. – 2021. – №52. – pp. 13–16. 81
- [6] Momot A. Deep Learning Automated System for Thermal Defectometry of Multilayer Materials / A. Momot, R. Galagan, V. Gluhovskii. // Devices and Methods of Measurements. – 2021. – №12. – pp. 98–107.
- [7] Баженов В. Г. Електроніка. Лабораторний практикум [Електронний ресурс] / В. Г. Баженов, Є. Ф. Суслов, Ю. Ю. Лисенко, А. С. Момот ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 70 с.
- [8] Determining spatial resolution requirements for the detection of invasive species in urban areas / N. Clinton, A. Holt, J. Scarborough [et al.] // Environmental Monitoring and Assessment. – 2021. – Vol. 193, № 4. – P. 172-186.
- [9] Hoffman-Hall A. Mapping the world's degraded lands: a systematic review / A. Hoffman-Hall, E. F. Vermote, J. F. Bouvet // Remote Sensing. – 2020. – Vol. 12, № 7. – P. 1149.

[10] Progress in the remote sensing of land surface temperature using UAV-based thermal infrared sensors / Y. Si, K. Tang, C. Liu [et al.] // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. – 2022. – Vol. 183. – P. 483-509.

[11] Remote sensing data fusion: A review of deep learning-based methods / X. Zhang, P. Ghamisi, X. Zhu [et al.] // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, № 9. – P. 1633.

[12] Sentinel-2 and LiDAR data for mapping urban land cover types / M. Gašparović, D. Medak, I. Pilaš [et al.] // International Journal of Remote Sensing. – 2020. – Vol. 41, № 22. – P. 8377-8399.

[13] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015, pp. 3431-3440.

[14] Y. Wang, L. Yang, X. Liu, and P. Yan, "An improved semantic segmentation algorithm for high-resolution remote sensing images based on DeepLabv3," Scientific Reports, vol. 14, no. 9716, 2024.

[15] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), LNCS, vol. 9351, 2015, pp. 234-241.

[16] Li, J., Cai, Y., Li, Q., Kou, M., & Zhang, T. (2024). A review of remote sensing image segmentation by deep learning methods. International Journal of Digital Earth, 17(1), 2328827.

[17] Муравйов О. В. Перспективи розвитку технологій та підвищення рівня автономності БПЛА / О. В. Муравйов, І. О. Довбиш, Р. М. Галаган, Г. А. Богдан, А. С. Момот // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. – 2023. – Том. 34 (73), №2. – С. 199-205. DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.2.1/32>.

[18] The state-of-the-art of UAV remote sensing applications in precision agriculture: A systematic review / Y. Shi, J. A. Thomasson, S. C. Murray [et al.] // Remote Sensing. – 2021. – Vol. 13, № 7. – P. 1401.

[19] Zhou, Xiangrong, et al. // Deep learning of the sectional appearances of 3D CT images for anatomical structure segmentation based on an FCN voting method // *Medical physics*, — 2017. — pp. 5221-5233.

[20] Momot A. Automated segmentation of ultrasound medical images using the Attention U-Net model / A. Momot, M. Zabolueva, R. Galagan // *Norwegian Journal of development of the International Science*. – 2024. – №128. – pp. 56–60. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10817342>.

[21] Галаган Р.М., Андреев С.М., Петрик В.Ф., Баженов В.Г., Лисенко Ю.Ю. Виявлення дефектів бетонних конструкцій на основі аналізу зображень за допомогою згорткових нейронних мереж. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. Том 34 (73), № 2. с. 138-144.

[22] Steshenko Y. V. Automation of the process of segmentation of images of metal surface defects using the neural network U-Net / Y.V. Steshenko, A.S. Momot, A.G. Protasov O.V. Muraviov // *Technical Diagnostics and Non-Destructive Testing*.—2023. – № 2. – pp. 34-40. DOI: <https://doi.org/10.37434/tdnk2023.02.05>.

[23] Chaurasia A. LinkNet: exploiting encoder representations for efficient semantic segmentation [Електронний ресурс] / Abhishek Chaurasia, Eugenio Culurciello // 2017 IEEE visual communications and image processing (VCIP), St. Petersburg, FL, 10–13 December 2017. – [S. l.], 2017.

[24] Momot A. Automated defect detection in printed circuit boards based on the YOLOv5 neural network / A. Momot, V. Kretsul, O. Muraviov, R. Galagan. // *The Paton Welding Journal*. – 2024. – №4. – pp. 46–52. DOI: <https://doi.org/10.37434/tpwj2024.04.07>.

[25] L.-C. Chen, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam, ‘Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation’, *CoRR*, vol. abs/1706.05587, 2017.

[26] L.-C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and A. L. Yuille, ‘DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs’, *CoRR*, vol. abs/1606.00915, 2016.

[27] Момот А.С. Автоматизоване детектування дефектів друкованих плат на основі нейронної мережі YOLOv5 / А.С. Момот, В.В. Крецул, О.В. Муравйов, Р.М. Галаган. // Технічна діагностика і неруйнівний контроль. – 2024. – №2. – С. 17–24. DOI: <https://doi.org/10.37434/tdnk2024.02.03>.

[28] Назарчук О. О. Компенсація терморозфокусування оптичної системи термографа / О. О. Назарчук, О. В. Муравйов. // Біомедична інженерія. – 2017. – №5. – С. 66–67.

[29] Hu J. Squeeze-and-Excitation networks [Електронний ресурс] / Jie Hu, Li Shen, Gang Sun // 2018 IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, 18–23 June 2018. – [S. l.], 2018.

[30] Морозов М. А. Современная лазерная дальнометрия / М. А. Морозов, А. В. Муравьев // Новые направления развития приборостроения: материалы 9-й международной научнотехнической конференции молодых ученых и студентов, 20-22 апреля. – Минск, Беларусь, 2016. – С. 38.

[31] UNet++: a nested u-net architecture for medical image segmentation [Електронний ресурс] / Zongwei Zhou [та ін.] // Deep learning in medical image analysis and multimodal learning for clinical decision support. – Cham, 2018. – С. 3–11.

[32] Sarah Guido, Andreas Müller. Introduction to Machine Learning with Python. A guide for Data Scientists. — O’Rilly Media, 2016. — 285p.

[33] Муравйов О. В. Сучасний стан та перспективи розвитку адитивних технологій / О. В. Муравйов, Ю. М. Нижник, В. Ф. Петрик, А. Г. Протасов, К. М. Серий // Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: технічні науки. – 2021. – Том 32 (71), №5. – С. 114-119.

[34] Joseph F. J. J. Keras and TensorFlow: A Hands-On Experience [Електронний ресурс] / Ferdin Joe John Joseph, Sarayut Nonsiri, Annop Monsakul // Advanced deep learning for engineers and scientists. – Cham, 2021. – С. 85– 111.

[35] Ketkar N. Introduction to keras [Електронний ресурс] / Nikhil Ketkar // Deep learning with python. – Berkeley, CA, 2017. – С. 97–111.

[36] Haibo He. Learning from imbalanced data [Електронний ресурс] / Haibo He, E. A. Garcia // IEEE transactions on knowledge and data engineering. – 2009. – Том. 21, № 9. – С. 1263–1284.

[37] Steger C. Machine vision algorithms and applications / Carsten Steger, Markus Ulrich, Christian Wiedemann. – [S. l.]: Wiley & Sons, Incorporated, John, 2017. – 516 p.

[38] Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349, 255–260.

[39] Розроблення стартап-проекту [Електронний ресурс] : Методичні рекомендації до виконання розділу магістерських дисертацій для студентів інженерних спеціальностей / За заг. ред. О.А. Гавриша. – Київ : НТУУ «КПІ», 2016. – 28 с.

[40] Stelmakh N., Mandrovska S. & Galagan R. Application of Resnet-152 neural networks to analyze images from UAV for fire detection. *Informatyka, Automatyka, Pomiarowy W Gospodarce I Ochronie Środowiska*. 2024. 14 (2). P. 77–82. <https://doi.org/10.35784/iapgos.5862>

[41] Momot A., Zabolueva M., Galagan R. Automated segmentation of ultrasound medical images using the Attention U-Net model. *Norwegian Journal of development of the International Science*. 2024. №128. pp. 56–60. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.10817342>

[42] Галаган Р.М., Момот А.С., Протасов А.Г., Петрик В.Ф., Богдан Г.А. Тестування нейромережевих модулів системи теплової дефектометрії за допомогою імітаційного моделювання. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2021. Том 32 (71), № 6. с. 49-55.

[43] Куц, Ю. В. Спеціальні розділи математики. Курс лекцій: навчальний посібник для здобувачів ступеня бакалавра за освітньою програмою «Комп'ютерно-інтегровані системи та технології в приладобудуванні» спеціальності 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / Ю. В. Куц, Ю. Ю. Лисенко ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 180 с.

[44] Storozhyk D. Enhancing neural network efficiency in automated image analysis for thermal nondestructive testing / D. Storozhyk, A Protasov, Y. Kuts, O. Muraviov, I. Lysenko, Y. Mirchev // Journal of Theoretical and Applied Mechanics, Sofia, Vol.54 (2024) pp. 242-252