

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження технології розпізнавання образів місцевості
для створення навчального симулятора
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи ІУСТм-21-1

Максим Лампадов
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)


Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології
(повна назва освітньої програми)

Керівник доцент каф. ІУС
Марина КУДРЯВЦЕВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри


(підпис)

Костянтин ПЕТРОВ
(власне ім'я, прізвище)

2022 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук

Кафедра Інформаційних управляючих систем

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри



(підпис)

« 21 » листопада 2022 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Лампадову Максиму Євгеновичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження технології розпізнавання образів місцевості для створення навчального симулятора

затверджена наказом ректора від 14 листопада 2022 р. № 1490 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 16 грудня 2022 р.

3. Вихідні дані до роботи Науково-технічні література та публікації, інформація зі статей, інформація з інтернет-ресурсів

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

1. Огляд і аналіз існуючих технологій, методів і систем розпізнавання образів місцевості

2. Дослідження технологій і методів реалізації системи розпізнавання образів місцевості

3. Створення нейронної мережі для реалізації системи розпізнавання образів місцевості

4. Практична реалізація

5. Перелік графічного матеріалу із визначенням обов'язкових рисунків

Рисунок 1 – Архітектура згорткової нейронної мережі

Рисунок 2 – Модель нейрона згорткової мережі

Рисунок 3 – Схема згорткової мережі

Рисунок 4 – Діаграма архітектури U-Net


Рисунок 5 – Алгоритм роботи системи

Рисунок 6 – Структура застосування системи

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	10.10.2022	Виконано
2	Аналіз предметної галузі та постановка задачі	11.10.2022 – 24.10.2022	Виконано
3	Огляд і аналіз існуючих технологій, методів і систем розпізнавання об'єктів	24.10.2022 – 05.11.2022	Виконано
4	Дослідження технологій і методів реалізації систем розпізнавання образів	06.11.2022 – 15.11.2022	Виконано
5	Практична реалізація	16.11.2022 – 01.12.2022	Виконано
6	Підготовка пояснювальної записки та графічного матеріалу	01.12.2022 – 06.11.2022	Виконано
7	Захист перед екзаменаційною комісією	16.12.2022	Виконано

Дата видачі завдання 21 листопада 2022 р.

Студент 
(підпис)

Керівник роботи 
(підпис)

доцент каф. ІУС Марина КУДРЯВЦЕВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка містить: 79 сторінок, 33 рисунки, 22 джерел. 1 таблицю

АЛГОРИТМ, ГІСТОГРАМА, РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ, СИМУЛЯЦІЯ, СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ МІСЦЕВОСТІ, ТРЕНАЖЕР.

Об'єктом дослідження є система розпізнавання образів місцевості для створення навчального симулятора.

Предметом дослідження є нейронні мережі та методи машинного навчання.

Метою даної роботи – дослідження методів та технології реалізації систем розпізнавання образів місцевості, дослідження методів розпізнавання та класифікації об'єктів для подальшого використання їх для генерації середовища в навчальних симуляціях на основі реальної місцевості.

Методи дослідження – методи машинного навчання, методи системного та об'єктно-орієнтованого аналізу.

В роботі представлена модель системи розпізнавання образів місцевості та структурна схема для реалізації системи розпізнавання об'єктів місцевості. Використання нейронної мережі дозволяє побудувати систему розпізнавання образів місцевості, що дозволяє автоматично генерувати середовище, необхідне для проведення навчання і тестування гравців із залученням інструкторів.

Виконане моделювання розробленої штучної нейронної мережі за допомогою бібліотеки OpenCV (Open Source Computer Vision Library) та створене програмне забезпечення для розпізнавання об'єктів

ABSTRACT

The thesis note contains: 79 pages, 33 figures, 22 references, 1 table.

ALGORITHM, HISTOGRAM, OBJECT RECOGNITION, SIMULATION, SPATIAL OBJECT RECOGNITION SYSTEM, TRAINER.

The object of the study is the terrain pattern recognition system as a subsystem for creating a simulation environment

The subject of research is neural networks and machine learning methods. The purpose of this work is to study the methods and technology of implementing terrain pattern recognition systems, to study the methods of object recognition and classification for their further use to generate environments in educational simulations based on real terrain.

Research methods – methods of machine learning, methods of system and object-oriented analysis.

The paper presents a model of the terrain pattern recognition system and a structural diagram for the implementation of the terrain object recognition system. Using a neural network allows you to build a terrain pattern recognition system that allows you to automatically generate the environment necessary for training and testing players with the involvement of instructors.

Performed modeling of the developed artificial neural network using the OpenCV library (Open Source Computer Vision Library) and created software for object recognition

ЗМІСТ

Вступ.....	8
1 Огляд засобів і методів розпізнавання образів для створення навчальних симуляцій.....	9
1.1 Аналіз використання навчальних тренажерів	9
1.2 Огляд моделей, які вирішують задачу	11
1.3. Засоби розпізнавання образів місцевості.....	11
1.3.1 Застосування фотометрії для розпізнавання образів місцевості	12
1.3.2 Методи розпізнавання об'єктів	12
1.4 Аналіз технічних засобів навчальних симуляцій	15
1.4.1 Тренажери на основі комп'ютерних систем	15
1.4.2 Тренажери на основі мультимедійних комплексів	17
1.4.3 Тренажери з використанням технології VR	21
1.4.4 Процедурні тренажери для підготовки пілотів	22
1.5 Аналіз проблем навчальних симуляцій	24
1.6 Постановка задачі.....	25
2 Дослідження технологій і методів реалізації систем розпізнавання образів місцевості для створення навчальних симуляцій.....	27
2.1 Дослідження напрямів використання технології розпізнавання образів місцевості для створення навчальних симуляторів	27
2.2 Дослідження методів класифікації об'єктів систем розпізнавання образів місцевості	28
2.2.1 Дослідження етапів попередньої обробки даних	28
2.2.2 Дослідження методів класифікації об'єктів систем розпізнавання образів місцевості	29
2.2.3 Дослідження методів виділення границь об'єктів місцевості	31
2.3 Дослідження алгоритму розпізнавання образів.....	33

2.3.1	Сегментація зображення	34
2.3.2	Аналіз гістограми	35
2.3.3	Сегментація особливостей.....	38
2.3.4	Тіньовий аналіз.....	40
2.3.5	Аналіз геометрії.....	42
2.4	Вимоги до реалізації системи розпізнавання образів місцевості	43
3	Створення нейронної мережі для реалізації системи розпізнавання образів місцевості.....	44
3.1	Структура згорткової нейронної мережі.....	44
3.1.1	Структура згорткового шару	45
3.1.2	Опис субдискретизуючого шару	47
3.2	Опис архітектури U-Net.....	48
3.3	Опис функції ReLU	50
3.4	Навчання нейронної мережі	50
4	Практична реалізація.....	53
4.1	Структура застосування системи розпізнавання образів місцевості.....	53
4.2	Алгоритм роботи системи розпізнавання образів місцевості.....	55
4.3	Розробка системи розпізнавання образів місцевості.....	57
4.4	Визначення точності системи розпізнавання образів місцевості	59
	Висновки.....	64
	Перелік джерел посилання	65
	Додаток А графічні матеріали.....	68

ВСТУП

Швидкий темп розвитку науки та інформаційних технологій призвів до того, що у людей з'явилися альтернативні способи обробки інформації. Це відкрило нам доступ до детального аналізу даних та побудови окремих систем, що виконують складні операції над ними. До таких технологій належать і засоби комп'ютерного зору, які дозволяють проводити ідентифікацію і класифікацію об'єктів навколишнього середовища. Крім того, з'явилися і задачі, для виконання яких необхідний персонал зі спеціальною освітою. Тут у нагоді приходять навчальні симуляції

У світовій практиці є багато способів використання симуляцій. Симуляцію проводять з різною метою – тренування та навчання персоналу, тестування технології в граничних умовах, тестування безпеки, розваги. Науковці користуються ними для здійснення експериментів, які неможливі в реальності. Також симуляцію використовують, щоб продемонструвати можливі ефекти певних дій.

У деяких випадках гравцю необхідно набути специфічних навичок. Наприклад, реалізація підготовки силових структур для проведення військових операцій на конкретній місцевості. В такому разі на допомогу приходять комп'ютерний зір зі своєю здатністю до швидкого аналізу інформації.

Предметною областю даної роботи є дослідження технології розпізнавання образів місцевості для створення навчальної симуляції, яка надає можливість набуття практичних навичок в стресових умовах на реальній місцевості.

Метою роботи є вивчення та аналіз існуючих способів реалізації технології розпізнавання образів місцевості для створення навчальної симуляції.

Актуальність теми визначається необхідністю надання альтернативного способу підготовки особового складу до виконання спеціальних завдань на основі реальної місцевості з максимальною продуктивністю і мінімальними ризиками для гравців.

1. ОГЛЯД ЗАСОБІВ І МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ДЛЯ СТВОРЕННЯ НАВЧАЛЬНИХ СИМУЛЯЦІЙ

1.1 Аналіз використання навчальних тренажерів

При взаємодії учасників освітнього процесу часто застосовують інтерактивні симуляції, в яких, у результаті ігрової взаємодії, приймаються різноманітні рішення. Ігри-симуляції комбінують гру та майбутнє з прогнозом майбутнього розвитку подій, якому можна дати оцінку. Основні типи навчальних симуляцій [20]:

- для розвитку швидкості реакції;
- професійні;
- спрямовані на розвиток здатності оцінювати і розпоряджатися інформацією.

Специфіка цих ігор в тому, що вони швидкі в проведенні і розглядаються в умовах невизначеності, відсутності повної інформації та екстремальності. Вони побудовані на інтенсивній взаємодії гравців із включенням мозкових штурмів і дискусій, на індивідуальне та колективне рішення. Ігри-симуляції поєднують такі елементи, як кооперація, змагання, чітке слідування правилам.

Ігри розвивають ділове спілкування, вміння вести переговори, слухати партнера, висловлювати та обґрунтовувати свої думки. Здобуття навичок у спілкуванні відбувається за рахунок багаторазового повторення ігрової сесії, колективної взаємодії, моделювання процесу обміну інформацією, сприйняття та розуміння, а також у ході дискусій між учасниками в межах однієї або різних груп. Відмінність ігор-симуляторів тому, що:

- у них виключено модель соціально-економічної ситуації, не моделюється робота конкретних людей, не даються жодні інструкції для поведінки та прийняття рішень;
- у них імітуються лише деякі принципи або технології, що сприяють зміні поведінки людей та механізмів їх дій, причому часто моделюючи екстремальні ситуації;

- створюється лише середовище дії, причому особливості цього середовища маловідомі гравцям, що робить аналіз інформації складнішим і суб'єктивним;
- загальна мета всього ігрового колективу спочатку не задана; вона може бути сформульована, і для досягнення мети необхідно знайти певний механізм взаємодії;
- рішення приймаються колективно, але при попередньому прийнятті індивідуальних рішень, в умовах невизначеності інформації;
- ігрові процедури можуть бути реалізовані практично за аналогією на різних об'єктах, які відрізняються за структурою, цілями та поставленим завданням, а також змодельованим на основі реальних даних для максимально точного відтворення достовірності (наприклад, операції на поверхні іншої планети, військові спецоперації, антитерористичні спецоперації тощо);
- головна мета гри-симуляції в тому, щоб учасники в ході ігрових дій самостійно усвідомили сенс колективної діяльності та співробітництва, йшли на компроміс та виробляли консенсус, а кінцева мета – розвиток аналітичного потенціалу та лідерських якостей;
- відсутність альтернативи, що призводить до того, що учасники ігрового взаємодії повинні аналізувати інформацію лише в запропонованих варіантах, суворо дотримуючись і правил;
- у іграх-симуляціях не програмується конфліктна ситуація, а представлені лише суб'єктивні інтереси учасників, що призводить до конфлікту думок; всі рішення приймаються не публічно, у гравців немає підстав вступати у відкритий конфлікт з іншими учасниками, а отже, досвід конструктивної поведінки в конфлікті на таких іграх не розвивається;
- описані сценарії ігор, не включають технології та механізми спеціального навчання колективному прийняттю рішень; учасники ігор вступають в контакти несподівано, відтворюючи наявний досвід спілкування, часом негативний;
- ігри такого класу можуть використовуватися як для одиночних сесій, так і для колективних для моделювання групової поведінки.

1.2 Огляд моделей, які вирішують задачу

Існують 3 основних типи симуляторів [21]:

- симулятор будівництва та менеджменту;
- симулятор життя;
- спортивний симулятор.

Симулятор будівництва та управління – це тип ігор-симуляторів, у яких гравець бере участь у будівництві або розширенні більшої кількості вигаданих спільнот, установ, імперій тощо з обмеженою кількістю доступних йому ресурсів, які повинні реагувати на внутрішні проблеми тощо.

Симулятор життя – це ігор-симуляцій, у яких гравець має можливість змінювати роль створення або створення групи, взаємодіючи з іншими.

Спортивний симулятор – різновид ігор-симуляцій, у яких відбувається хоча б часткова симуляція процесу занять спортом: вигадана чи реальна. Крім ігор, зі світом яких гравці, швидше за все, спочатку не знайомі, світ спортивних симуляторів пов'язаний тільки з реальними спортивними подіями.

Для покращення ігрового досвіду використовуються сучасні технічні засоби на основі різноспрямованих тренажерів. Тренажери працюють за допомогою програмного забезпечення, що дозволяє маніпулювати ігровим середовищем для набуття більш специфічних навичок.

1.3. Засоби розпізнавання образів місцевості

Для дуже специфічних завдань застосовуються симуляції, створені на основі реальної місцевості. Для цього активно застосовуються системи розпізнавання образів, фотометрія.

1.3.1 Застосування фотометрії для розпізнавання образів місцевості

Фотограмметрія [3] – це наука, яка вивчає явища, форми і положення різних об'єктів у просторі, об'єктів та їх розміри шляхом вимірювання їх фотографічного зображення. Тобто, це галузь технічних наук, яка займається отриманням достовірної інформації про фізичні об'єкти та їх оточення шляхом реєстрації вимірювань та інтерпретації зображень або цифрових зображень, отриманих за допомогою датчиків, які не знаходяться в прямому контакті з цими об'єктами. Датчик розуміється як вимірювальний пристрій у формі структурного вузла з одного або кількох вимірювальних перетворювачів величини, що вимірюється та контролюється, і який створює вихідний сигнал, зручний для дистанційної передачі, зберігання та використання в системах керування та має стандартизовані метрологічні характеристики.

Сфери застосування фотограмметрії [3] для розпізнавання образів місцевості:

- картографія для створення топографічних і тематичних карт;
- побудова тематичних шарів на основі зібраних даних (гідрографія, рельєф, інженерні споруди, рослинний покрив, тощо);
- військова розвідка;
- побудова цифрової моделі рельєфу.

Для подальшої роботи із добутими зображеннями необхідно обробити їх, виділивши при цьому всі об'єкти, які нас цікавлять. Для цього застосовують різних методи та алгоритми розпізнавання об'єктів.

1.3.2 Методи розпізнавання об'єктів

Теорія розпізнавання образів – розділ кібернетики, що розробляє теоретичні основи та методи класифікації та ідентифікації об'єктів, явищ,

процесів, сигналів, ситуацій тощо, об'єктів, що характеризуються скінченим набором певних властивостей і ознак. У більшості випадків, сприймаючи явища навколишнього світу, людина класифікує їх, тобто поділяє ці явища на групи однотипних явищ. З тих чи інших причин доводиться включати в одну групу чимось схожі явища або об'єкти, які в той же час можуть істотно відрізнятися.

Важливо, що, виділяючи такі групи об'єктів, ми отримуємо здатність розпізнавати, тобто встановлювати приналежність до вже відомого набору нових об'єктів, з якими раніше не стикалися.

Однак не всі набори об'єктів дають можливість розпізнати будь-яку кількість невідомих нам його представників на основі невеликої частини множини. Таким чином, існують множини певного спеціального типу. Ці множини мають характерну властивість, яка виявляється в тому, що, ознайомившись із скінченною частиною об'єктів цих множин, можна розпізнати як завгодно велику кількість інших їх представників. Набори такого типу називаються зображеннями. У той же час образи є нечіткими і питання про належність об'єкта до даного зображення не завжди може бути вирішене однозначно. Можна певною мірою змінити об'єкт, але він все одно залишиться об'єктом того самого зображення.

Сприйняття явищ у формі образів відіграє надзвичайно важливу роль у процесах пізнання зовнішнього світу. У процесі біологічної еволюції багато тварин досить добре вирішували завдання розпізнавання образів. Розпізнаванню нових для нас об'єктів передуює процес навчання. Під час навчання істоти знайомляться з певною кількістю об'єктів і, крім того, отримують з якогось джерела інформацію про те, до якого зображення належить кожен з цих об'єктів. Цей процес отримав назву навчання з учителем.

Більш загального характеру має навчання без вчителя, в процесі якого система вчиться несподівано виконувати поставлене завдання без втручання вчителя. Машинне навчання без викладача формулюється як проблема кластерного аналізу. Вибірка об'єктів розбивається на кластери, так що кожен кластер складається з подібних об'єктів, а різні кластери істотно відрізняються один від одного. Деякі алгоритми класифікації поєднують контрольоване та

неконтрольоване навчання.

Задачі розпізнавання образів включають у діапазон задач штучного інтелекту. Виділяються два основних напрямки:

- вивчення здібностей до розпізнавання подібно живим істотам;
- розвиток методів побудови пристроїв, покликаних для розв'язання окремих задач у прикладних цілях.

Існує кілька підходів до розпізнавання образів. Для оптичного розпізнавання образів можна застосувати метод перебору вигляду об'єкта під різними кутами, масштабами, зсувами тощо. Другий підхід полягає у пошуку контуру об'єкта та вивчити його властивості. Інший підхід полягає у використанні штучних нейронних мереж. Для цього методу потрібна або велика кількість прикладів задачі розпізнавання, або спеціальна структура нейронної мережі, що враховує специфіку цієї задачі.

Виділимо найбільш важливі кроки [7] у процедурі розпізнавання:

- сприйняття образу. На цьому етапі проводять отримання значень характеристичних властивостей об'єкта;
- попередня обробка. Видалення шумів, представлення зображення в чорно-білому варіанті, обрізання непотрібних частин зображення;
- виділення характеристик. На цьому етапі вимірюються характеристичні властивості об'єкта;
- класифікація.

Виділяють 4 групи методів розпізнавання [8]:

- порівняння із зразком. Застосовуємо геометричну нормалізацію і порівнюємо схожість до прототипу;
- нейронні мережі. Вибираємо вид мережі і налаштовуємо коефіцієнти. На вхід нейронної мережі подається об'єкт для розпізнавання. Група рецепторів мережі відповідає за прийом своєї характеристичної властивості;
- статистичні методи;
- структурні та синтаксичні методи. Розбираємо об'єкт на елементи. Будуємо правило, в залежності від входження окремих елементів та їх послідовностей.

1.4 Аналіз технічних засобів навчальних симуляцій

Симулятори та системи моделювання розроблюються з використання сучасних технологій, які дають змогу проводити якісну підготовку фахівців у віртуальному середовищі. Програмне забезпечення може використовуватися як із повнофункціональними динамічними тренажерами, так і з розробленими нами інтерактивними макетами робочих місць членів екіпажу та обслуги військової техніки або зі звичайними настільними комп'ютерами з Touch screen моніторами та пристроями віртуальної реальності (VR).

Нижче буде розглянуто кілька прикладів на основі розробок наших співвітчизників з конструкторського бюро «Логіка».

1.4.1 Тренажери на основі комп'ютерних систем

Автомобільний тренажер [20] для підготовки водіїв автомобіля КрАЗ-6322 являє собою комп'ютерно-механічний навчальний засіб та складається з каркасу, навчальних інтерактивних макетів робочого місця водія, що включають імітатори органів керування (кермо, педалі, перемикач коробки передач), комп'ютерного обладнання та спеціалізованого ліцензійного програмного забезпечення Призначень для формування у курсантів навичок роботи з органами управління, вивчення послідовності та правильності дій механіка-водія при керуванні на початковому етапі навчання водінню.

Використовується разом зі спеціальним програмним забезпеченням, за допомогою якого реалізується:

1) можливість пересування КрАЗ-6322 за різними типами поверхні (асфальт, пісок, земля тощо) з урахуванням різних кутів нахилу поверхні місцевості;

2) подолання КрАЗ-6322 різноманітних перешкод, зіткнення КрАЗ-6322 з

деревами, будівлями та іншими об'єктами, змодельованими на основі даних з реальної місцевості;

3) швидкість руху та прискорення КрАЗ-6322 в залежності від типу поверхні по якій пересувається автомобіль, режими роботи двигуна, коробки передач, зчеплення та гальм КрАЗ-6322, інших факторів, що впливають на динаміку руху КрАЗ-6322.

Інтерактивний макет робочого місця водія складається з імітаторів органів управління, таких як: автомобільне кермо, педаль зчеплення, педаль гальмування, педаль газу та перемикач коробки передач. Залежно від потреб замовника може бути обладнано окулярами віртуальної реальності. Імітатори органів керування за своєю конструкцією, функціональним призначенням, розташуванням, та принципом взаємодії з користувачем, відтворюють роботу основних органів керування автомобіля КрАЗ-6322, забезпечують відповідні напрямки переміщення робочих механізмів та відповідну реакцію характерну для органів керування автомобіля.

Зображення із складовими симуляції можна побачити на рисунку 1.1.



Рисунок 1.1 – Автомобільний тренажер для підготовки водіїв КрАЗ-6322

1.4.2 Тренажери на основі мультимедійних комплексів

Для прикладу розглянемо мультимедійний комплекс [20] для навчання обслуги зенітної установки ЗУ-23-2 являє собою комп'ютерно-механічний навчальний засіб, призначений для навчання та тренування обслуги (командира зенітної установки, навідника, прицільного) зенітної установки в обсязі їх функціональних обов'язків в умовах навчального класу. Мета використання даного тренажеру полягає у формуванні та закріпленні навичок визначення цілей, наведення на цілі та виконання стрільби по ним в умовах навчального класу. Використовується разом зі спеціальним програмним забезпеченням симуляцій бойової обстановки.

До складу тренажеру входять: інтерактивний макет робочого місця командира зенітної установки, інтерактивний макет робочого місця навідника, інтерактивний макет робочого місця прицільного, автоматизоване робоче місце інструктора (керівника занять), спеціалізоване програмне забезпечення.

Інтерактивний макет робочого місця командира зенітної установки призначений для відпрацювання та закріплення навичок командира зенітної установки з управління роботою номерів обслуги ЗУ-23-2 при стрільбі по наземним і повітряним цілям та її коригуванні. Складається з:

- імітатора приладу спостереження (макет бінокля);
- апаратури імітації візуальної обстановки та акустичного фону у складі сферичного екрану з проєкторами та комп'ютерним обладнанням для відтворення місцевості, фонові обстановки, орієнтирів та точок наведення (повітряні та наземні цілі для ведення вогню, навколишній бій, звуки пострілів, розривів тощо);
- засобів зв'язку з керівником занять.

Інтерактивний макет робочого місця навідника призначений для відпрацювання та закріплення навичок навідника ЗУ-23-2 з вибору точки прицілювання, точного наведення зенітної установки на ціль та ведення прицільного вогню.

До складу макету входить: зенітна установка ЗУ-23-2 з електронним обладнанням контролю положення основних робочих органів; імітатор прицільного пристрою (макет оптичного прицілу зенітної установки Т-3); апаратура імітації візуальної обстановки та акустичного фону у складі сферичного екрану з проєкторами та комп'ютерним обладнанням для відтворення місцевості, фоновієї обстановки, орієнтирів та точок наведення (повітряні та наземні цілі для ведення вогню, навколишній бій, звуки пострілів, розривів тощо).

Інтерактивний макет робочого місця прицільного призначений для відпрацювання та закріплення навичок прицільного ЗУ-23-2 з швидкого та точного виставлення на прицілі даних про ціль.

Складається з: зенітної установки ЗУ-23-2 з електронним обладнанням контролю положення основних робочих органів, апаратури імітації візуальної обстановки та акустичного фону у складі сферичного екрану з проєкторами та комп'ютерним обладнанням для відтворення місцевості, фоновієї обстановки, орієнтирів та точок наведення (повітряні та наземні цілі для ведення вогню, навколишній бій, звуки пострілів, розривів тощо).

Автоматизоване робоче місце інструктора (керівника занять) призначене для:

- створення ситуативної обстановки при підготовці та виконанні навчальних завдань;
- спостереження за процесом виконання завдань з можливістю динамічної зміни умови їх виконання та отримання повної інформації про дії курсантів;
- можливості втручання в дії тих хто навчається, у разі допущення ними помилок;
- контролю виконання тренувальних завдань, проведення перевірки рівня знань, набутих курсантами, шляхом виконання тестових завдань;
- документування ходу та результатів виконання завдань.

Спеціалізоване програмне забезпечення призначене для формування у обслуги зенітної установки ЗУ-23-2 навичок ведення вогню по повітряним та

наземним цілям, на різних типах місцевості, з різними погодними умовами, а також для підготовки та контролю виконання тренувальних завдань, проведення перевірки рівня знань, набутих курсантами, шляхом виконання тестових завдань.

До його складу входять спеціалізовані програми та електронні бібліотеки, які призначені для:

- моделювання робочого процесу обслуги зенітної установки ЗУ-23-2 з можливістю відтворення практичних дій;
- моделювання та відтворення інтерактивних завдань, що відповідають вправам з бойової роботи зенітної установки ЗУ-23-2;
- моделювання (візуалізація) стрільби зенітної установки ЗУ-23-2 під час супроводження цілі та стрільби на ураження, а також результатів вогневого впливу на ціль;
- відтворення місцевості та поля зору приладів, фонові обстановки (навколишній бій, звуки пострілів, розривів тощо) в єдиному інформаційному середовищі, їх динамічні зміни в ході виконання завдань;
- комплексної 3D симуляції тренувальної та бойової обстановки, наближеної до реальної з застосуванням різноманітних сценаріїв повітряної та наземної обстановки, імітації дій союзних та ворожих підрозділів та техніки, що керуються штучним інтелектом, застосування різноманітних умов проведення тренувань, включаючи вибір території, типу місцевості, пори року і часу доби, а також ефекти навколишнього середовища, такі, як дощ, сніг, вітер, туман чи дим;
- моделювання за фізичними законами балістики польоту снарядів та куль, дії боєприпасів на техніку та живу силу, пересування колісної та гусеничної техніки на різних типах місцевості з урахуванням перешкод для наближення до реальності;
- інтеграції до тренажерно-моделюючих систем вищого рівня з можливістю передачі відомостей про стан, положення та виконання завдань, поєднання в єдиному інформаційному середовищі кількох однотипних та/або різнотипних тренажерних системи (комплексних тренажерів);

– забезпечення можливості взаємодії комплексу з іншими симуляціями в межах єдиного симуляційного простору у реальному часі за допомогою стандартного протоколу обміну даними, що прийнятий в країнах НАТО – STANAG 4603;

- підготовки та контролю виконання тренувальних завдань;
- перевірки рівня знань, набутих курсантами;
- документування ходу та результатів виконання завдань.

Зображення даної установки та місця інструктора можна побачити на рисунках 1.2 та 1.3



Рисунок 1.3 – Мультимедійний комплекс ЗУ-23-2

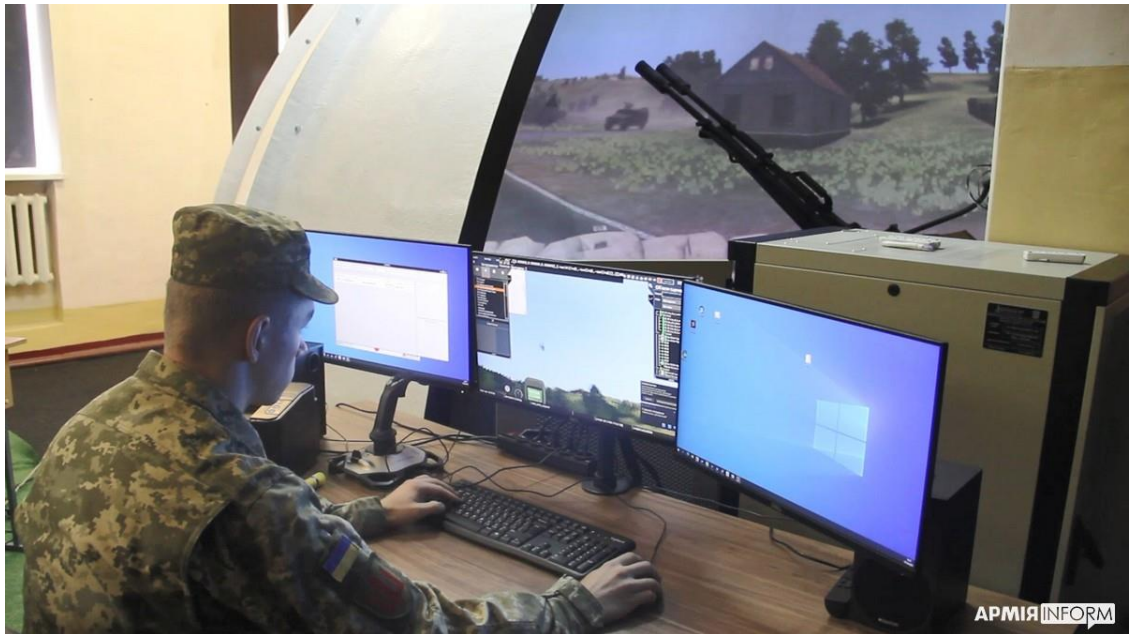


Рисунок 1.4 – Місце інструктора симуляції ЗУ-23-2

1.4.3 Тренажери з використанням технології VR

Мультимедійний комплекс для навчання оператора переносного зенітно-ракетного комплексу «FIM-92 Stinger», призначений для навчання та тренування оператора ПЗРК «Stinger», з метою формування та закріплення навичок візуальної розвідки, ідентифікації повітряних цілей, наведення та виконання стрільби; на різних типах місцевості, з різними погодними умовами, в умовах навчального класу. До складу тренажеру входить Навчальний макет «FIM-92 Stinger», зображене на рисунку 1.4, Автоматизоване робоче місце інструктора та Спеціалізоване ліцензійне програмне забезпечення Програма навчання оператора переносного зенітно-ракетного комплексу «FIM-92 Stinger».



Рисунок 1.4 – Навчальний макет «FIM-92 Stinger»

1.4.4 Процедурні тренажери для підготовки пілотів

Авіаційні тренажери [20] призначені для наземної підготовки пілотів. Апаратно-програмні комплекси авіаційних тренажерів імітують динаміку польоту та експлуатацію авіаційних систем за допомогою спеціального програмного забезпечення комп'ютерного комплексу тренажерів. Навчання пілотів на льотному тренажері є одним з найважливіших елементів забезпечення безпечної експлуатації літака. Він мінімізує негативний вплив так званого людського фактора, тобто мінімізує можливість помилкових дій екіпажу літака.

У військовій авіації льотні тренажери представляють особливу цінність, оскільки дозволяють майже без обмежень моделювати реальну бойову

обстановку, яку дуже важко імітувати в мирний час під час тренувань.

За підрахунками, для нормального процесу навчання пілота необхідний принаймні один імітатор польоту на 25 літаків.

Авіаційні тренажери поділяються на три основні групи:

– тактичні тренажери, призначені для відпрацювання групових боїв. Вони об'єднані в єдину мережу за допомогою інтерфейсу НЛА, що дозволяє поєднувати різноманітні тренажери – авіацію, танк, артилерію та інші;

– складні тренажери – це симуляції вищого рівня. Як правило, вони мають систему мобільності. Кабіна комплексного симулятора виконана у вигляді повної копії справжньої кабіни літака. На складних тренажерах встановлені вдосконалені системи візуалізації;

– навчальний пристрій для польотних процедур.

Зображення зовнішньої та внутрішньої технічної складової тренажеру представлено на рисунках 1.5 і 1.6.



Рисунок 1.5 – Навчальний комплекс на базі динамічної платформи PS-3ROT-150 вигляд з середини



Рисунок 1.6 – Навчальний комплекс на базі динамічної платформи PS-3ROT

1.5 Аналіз проблем навчальних симуляцій

Найочевиднішою проблемою навчальних симуляцій є вартість тренажерів. Залежно від типу симуляції вартість створення і обслуговування тренажерів може варіюватися. Для порівняння візьмемо навчальні тренажери для водіїв автомобілів і пілотів. До комплектації тренажеру для водіїв входять лише комп'ютер, монітор або VR окуляри, засоби вводу (кермо, перемикач коробки передач, педалі) та програмне забезпечення. Це робить його простим у використанні і відносно недорогим, що складає позитивний вплив на швидкість навчального процесу, так як можна забезпечити цілу групу учнів необхідним

обладнанням. Розглядаючи тренажер для пілотів, одразу видно, що система досить масивна і складна в організації, а також потребує постійного технічного обслуговування задля безпеки учнів та коректного функціонування. Ціни на такі системи можуть досягати досить високих позначок. Через це забезпечення такими системами стає неможливим у великих обсягах.

З попередньої тези випливає проблеми недостачі обладнання, що сповільнить процес навчання. Кожен учень має відпрацювати певну кількість годин на тренажері перш ніж йому можна буде користуватися справжнім обладнанням. Ця практика є обов'язковою деяких сферах діяльності. Наприклад, водії часто проходять практичні заняття на спеціальних службових автомобілях, військові користуються реальною технікою для навчань. Але якщо брати до уваги пілотів, то значно практичніше буде відпрацювати техніку на тренажерах, не наражаючи при цьому на небезпеку ні людей ні техніку.

Вирішальною у деяких випадках проблемою є обмеженість навчальних симуляцій. Іноді, необхідно набути досвіду не в загальних, а конкретних ситуаціях, коли динаміка подій швидко змінюється, а часу для створення таких симуляцій не достатньо (проведення військових або контртерористичних операцій). Скажімо збройні сили готуються до військових дій на конкретній місцевості. Солдати вже пройшли базові загальні навчання, але задля запобігання втрат серед особового складу та техніки краще провести спеціальні навчання. Розвідка надає дані щодо місцевості проведення операції. На основі цих даних формується приблизна модель реальної місцевості у віртуальному світі. Як наслідок, особовому складу буде простіше орієнтуватися на місцевості у пошуку укриттів або можливих позицій ворога.

1.6 Постановка задачі

Об'єкт дослідження – система розпізнавання образів місцевості для створення навчальні симуляції.

Предмети дослідження – нейронні мережі та методи машинного навчання

Мета роботи – дослідження методів та технології реалізації систем розпізнавання образів місцевості, дослідження методів розпізнавання та класифікації об'єктів для подальшого використання їх для генерації середовища в навчальних симуляціях на основі реальної місцевості.

Для створення та реалізації системи необхідно:

- проаналізувати способи застосування навчальних тренажерів;
- дослідити засоби реалізації систем розпізнавання образів;
- дослідити технологію нейронних мереж для розпізнавання об'єктів;
- обрати тип і архітектуру нейронних мереж, обґрунтувати вибір алгоритмів навчання;
- представити структурну схему нейронної мережі для реалізації системи;
- виконати моделювання розробленої штучної нейронної мережі та представити програмну реалізацію системи.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ ТЕХНОЛОГІЙ І МЕТОДІВ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ МІСЦЕВОСТІ ДЛЯ СТВОРЕННЯ НАВЧАЛЬНИХ СИМУЛЯЦІЙ

1.2 Дослідження напрямів використання технології розпізнавання образів місцевості для створення навчальних симуляторів

Як вже зазначалося вище, фотограмметрія (наука, яка вивчає форми, розміри і положення об'єктів за їх фотографічними зображеннями) є однією із перспективних сфер використання технології розпізнавання образів.

Найбільш широке застосування фотограмметрія має в геодезії і топографії при картографуванні земної поверхні, а також у космічних дослідженнях.

Аерокосмічні знімання дають можливість одержати необхідну інформацію в короткий термін. Так, знімки поверхні земної кулі за допомогою штучних супутників Землі можна отримати за декілька діб.

У будівництві методи фотограмметрії використовують для виконання контрольних вимірювань під час висотності будівель і споруд, а також для визначення величини деформацій конструкцій під час їх експлуатації.

В архітектурі фотограмметрія використовується для вивчення і реставрації будівель, в першу чергу історичних.

За зображеннями, отриманими за допомогою мікроскопа, можна визначити розмір, форму та інші характеристики об'єктів у мікросвіті.

У військовій справі за фотознімками визначають координати орієнтирів і цілей, рубежі розташування військ і їх пересування.

Аерофотозйомка дає можливість вивчати діяльність вулканів, а також катастрофічні природні явища.

Широке застосування фотограмметрії для вирішення різноманітних завдань пов'язане з високою точністю вимірювань зображень об'єктів на фотографіях і використанням швидких електронно-обчислювальних машин.

Досліджувані об'єкти вивчаються дистанційним методом, що особливо

важливо в умовах, коли вони можуть бути недоступні для прямих вимірювань або знаходяться в небезпечних для людини місцях.

2.2 Дослідження методів класифікації об'єктів систем розпізнавання образів місцевості

2.2.1 Дослідження етапів попередньої обробки даних

Перед тим як починати процес розпізнавання об'єктів, необхідно провести обробку зображень для покращення якості. Обробка даних розпізнавання образів включає три етапи [13]:

- попередня обробка;
- первинна обробка;
- вторинна або тематична обробка.

На першому етапі виконуються операції декодування, корекції та перетворення даних у формати, зручні для подальшої обробки. Масштабування, виправлення систематичних спотворень, трансформація проєкцій – процедури, необхідні для отримання зображення в бажаному масштабі або географічній проєкції та для усунення спотворень, що виникли внаслідок нестабільності платформи апарата, з якого проводилася зйомка. Стискання та архівування даних шляхом зменшення формату або обсягу даних знижує вимоги до передачі, зберігання та обробки даних, що призводить до зниження вартості обробки в цілому.

На другому етапі проводиться корекція для виправлення радіометричних і геометричних спотворень, а також географічна прив'язка зображення з накладенням на нього координатної сітки, зміною масштабу зображення і представленням зображення в необхідній географічній проєкції. Радіометрична корекція включає два типи корекцій:

- радіометрична корекція спотворень, викликаних оптикою датчика;

– радіометрична корекція спотворень, що виникають внаслідок кута падіння сонячних променів і форм рельєфу.

Радіометрична точність забезпечується внутрішньою та зовнішньою системами калібрування. За допомогою геометричних перетворень змінюється геометрія зображення або виправляються спотворення, внесені обладнанням через обмеження роздільної здатності приладів, зміни орбіт і висот супутників, дефекти або помилки в системі реєстрації даних. Для усунення геометричних спотворень і приведення знімка з супутника до стандартної географічної проекції зображення піддається геометричній корекції на основі даних, що характеризують положення датчика в просторі на момент зйомки.

Третій етап – тематична обробка. Він включає в себе цифровий аналіз із застосуванням статистичних методів обробки і візуального дешифрування. Розрізняють загальногеографічну, пейзажну та тематичну розшифровку зображень. Тематична розшифровка здійснюється за двома схемами: перша передбачає розпізнавання об'єктів і їх графічне виділення, друга – графічне виділення на малюнку однотипних ділянок і їх розпізнавання. Обидві схеми завершуються інтерпретацією результатів дешифрування.

2.2.2 Дослідження методів класифікації об'єктів систем розпізнавання образів місцевості

Задачі розпізнавання образів вирішуються на основі загальної теорії розпізнавання образів [14]. У загальній теорії розпізнавання образів виділяють два типи завдань: таксономічні (навчання без вчителя) і саморозпізнавання (навчання з вчителем). У завданнях з таксономії необхідно розділити пропоновані об'єкти на декілька груп лише за їх описом. Задача другого типу виникає, коли необхідно визначити клас, до якого належить опис об'єкта.

Кластерний аналіз дозволяє вирішувати завдання обох класів. Кластер –

це однорідна частина зображення з точки зору деякого набору ознак. Пікселі, що належать до різних кластерів, відрізняються однаковими характеристиками, а саме:

- ознаки яскравості: середнє значення яскравості пікселів зображення;
- геометричні ознаки: формфактор об'єкту;
- комплексні ознаки: наявність повторюваного візерунку, що складається з деяких однорідних ділянок приблизно подібних розмірів. :
- фізичні/біофізичні ознаки: значення індексів, що враховують фізичні або біофізичні властивості снігів, льодів і зеленої рослинності.

У завданнях з навчанням з вчителем методи визначення належності точок до одного кластеру пов'язані з неконтрольованим навчанням. Деякі з цих методів використовують послідовне злиття існуючих кластерів. Кожна точка даних розглядається як окремий кластер. На кожній ітерації процесу виявляються два кластери, що містять дві точки, розташовані ближче одна до одної, ніж будь-які дві точки інших кластерів. Ці два кластери зливаються. Ітераційний процес завершується, коли знайдено очікувану кількість кластерів або коли відстань до наступної точки, доданої до кластера, перевищує заданий поріг. Протилежна стратегія розділяє існуючі кластери уздовж ліній розрідження. Спочатку весь набір точок розглядається як один великий кластер. На кожному етапі визначається кластер, який можна розділити на два. Ітераційний процес завершується, коли або досягнуто бажаної кількості кластерів, або подальший поділ є нераціональним згідно з деяким попередньо визначеним критерієм.

Класифікація без навчання [14] – це процес, при якому розподіл пікселів зображення відбувається автоматично, на основі аналізу статистичного розподілу яскравості пікселів, до класифікації невідомо, скільки і які об'єкти на зображенні, а після класифікації отримані класи необхідно розшифрувати, щоб визначити яким об'єктам вони відповідають. Алгоритми неконтрольованої класифікації часто реалізують методи кластеризації на основі порогових процедур.

2.2.3 Дослідження методів виділення границь об'єктів місцевості

Сегментація можлива шляхом виділення меж об'єкта. Виділення меж об'єктів також можна розглядати як самостійну задачу, не пов'язану з сегментацією. Межі є основою формування різноманітних знаків у розпізнаванні образів, тоді як поняття межі об'єкта не може бути сформоване точно в термінах цифрового зображення. Границі шукаються як точки різкого падіння функції яскравості.

Для визначення різниці яскравості в точці використовується метод градієнта. Градієнтний метод виділення контурів об'єктів на матриці напівтонового растрового зображення базується на методах чисельного розрізнення і полягає в наступному: для всіх пікселів растрового зображення встановлюється норма або квадрат норми градієнта їх яскравості. зміна обчислюється. На чорно-білій монохромній матриці всі елементи, у яких значення норми або квадрат норми градієнта більше порогового значення, виділяються чорним кольором на білому тлі. Зв'язані конфігурації чорних елементів приймаються як контури об'єктів на монохромній матриці. Для обраного способу розрахунку градієнта визначається коефіцієнт. Потім розраховується порогове значення квадрата норми градієнта як добуток цього коефіцієнта на суму квадратів середніх значень модулів зміни яскравості сусідніх пікселів у рядках і стовпцях, в значення яких перевищують загальні середні рівні ненульових змін відповідно в рядках і стовпцях. Серед зв'язаних конфігурацій чорних елементів конфігурації з невеликою кількістю вхідних елементів відкидаються. Для решти конфігурацій розраховується середній ступінь сусідства – частка від ділення суми всіх елементів конфігурації суміжних з нею елементів на суму елементів конфігурації, і ті конфігурації, в яких середній ступінь сусідства менше трьох відкидаються, а ті, що залишилися, приймаються за потрібні контури об'єктів. При подібній обробці досить складні зображення, наприклад космічні, з великою кількістю природних тіней і переходів яскравості, помилкові, утворюються помилкові межі, тому для їх виключення потрібна додаткова обробка зображення [7].

Локальний аналіз. Одним із найпростіших підходів до з'єднання контурних точок є аналіз характеристик пікселів у невеликій околиці. Усі подібні точки з'єднуються і утворюють межу пікселів, які мають певні властивості. Щоб встановити подібність контурних пікселів, необхідно визначити величину градієнта для побудови контурного пікселя та його напрямку. Точка в деяких зонах з'єднана з пікселем, який має координати (x, y) , якщо задовольняються критерії величини та напрямку. Процес повторюється для кожної точки зображення, при цьому відбувається перехід від пікселя до пікселя та представляється кожна точка приєднання як центр прилеглої зони. Стандартний підхід до визначення краю заснований на представленні краю як різкого стрибка інтенсивності яскравості. Цей підхід не в змозі надійно виявити та локалізувати контури на природних зображеннях, де яскравість і контраст можуть змінюватися в широких межах. За допомогою сенсорних властивостей і операторних норм системи об'єктів зображення за методом локального векторного кодування в кожній точці зображення визначаються локально розраховані мінімально вірогідні рівні, що дозволяє виявляти контури на зображеннях з невеликою глибиною різкості та тіні. Однак цей метод вимагає великих обчислювальних і часових ресурсів.

Кластерні методи засновані на розбиванні набору точок зображення на кілька груп (кластерів) з внутрішньою спільністю в залежності від характеристик яскравості кожної точки зображення. Кластерні методи порівняно прості у реалізації, але потребують великої кількості ресурсних витрат. Також недостатня якість кластеризації після першого проходу алгоритму. Повторна кластеризація часто необхідна для підвищення точності вибору класу об'єктів. Метод лінійної фільтрації, заснований на розрахунку згортки фрагмента зображення зі спеціальним ядром у просторовій області, що визначатиме тип лінійного фільтра, може бути використаний для виділення контурів об'єктів на зображенні.

В алгоритмі виділення контурів Сузукі-Абе двійкове зображення сканується зліва направо, поки не буде знайдено піксель, значення якого не дорівнює 0 і для якого попередній або наступний піксель дорівнює 0. Якщо

перша умова виконується, тоді поточний піксель вважається пікселем зовнішнього контуру, коли друга умова, піксель вважається пікселем внутрішнього контуру. Якщо обидві умови виконуються одночасно, то цей піксель вважається початковою точкою зовнішнього контуру. Знайденому пікселю присвоюється унікальний ідентифікаційний номер, який називається порядковим номером контуру і позначається NBD.

2.3 Дослідження алгоритму розпізнавання образів

Алгоритм розпізнавання об'єктів складається з наступних етапів [5]

(рисунок 2.1):

- введення вхідних даних;
- розбиття зображення на ділянки і визначення типу ділянки;
- аналіз гистограми;
- сегментація ознак об'єктів на зображенні;
- додавання атрибутів експертних даних;
- аналіз на основі розміру з видаленням незначних сегментів;
- використання тіней для верифікації та усунення непотрібних сегментів;
- засноване на геометричних оцінках усунення сегментів з низькою ймовірністю бути об'єктом;
- геометрична оцінка і усунення сегментів з низькою вірогідністю бути об'єктом;
- знаходження і узагальнення контуру об'єкту;
- отримання результату розпізнавання.



Рисунок 2.1 – Алгоритм розпізнавання об'єктів

2.3.1 Сегментація зображення

На першому етапі зображення розбивається на сегменти, щоб локалізувати пошук і спочатку спростити сцену розпізнавання. Експертні атрибути сайтів використовуються для вилучення порожніх сайтів і ідентифікації типів сайтів, полегшуючи процес розпізнавання. Інформацію про зонування для кожної ділянки можна використовувати для вибору області ділянки, яка, швидше за все, міститиме об'єкт. Для кожної сцени на зображенні створюється нове, менше зображення розміром із область, яка потенційно містить об'єкт.

Пакетне розбиття зображень можна представити як просте розділення вихідної сцени на менші частини, які називаються патчами. Є пакети інформації про атрибути партії, які можна використовувати для виключення порожніх партій; розпізнавання типів сайтів, а отже і типів об'єктів. Відомості про територіальне зонування кожної ділянки можуть бути використані для вибору площі ділянки, на якій найімовірніше буде розташований об'єкт. Кінцеві

результати процесу розпізнавання також можна додатково оцінити за допомогою інформації про зонування.

2.3.2 Аналіз гистограми

Аналіз гистограми заснований на локалізації піків на гистограмі. Попередні дослідження деяких зображень показали стабільну генерацію піків гистограми для поверхні об'єктів, тобто об'єкти є домінуючими характеристиками в регіоні. Оскільки область є двовимірним простором з обмеженою кількістю функцій, об'єкт охоплює значну кількість пікселів – це пік у всіх 3 діапазонах (рисунок 2.2).

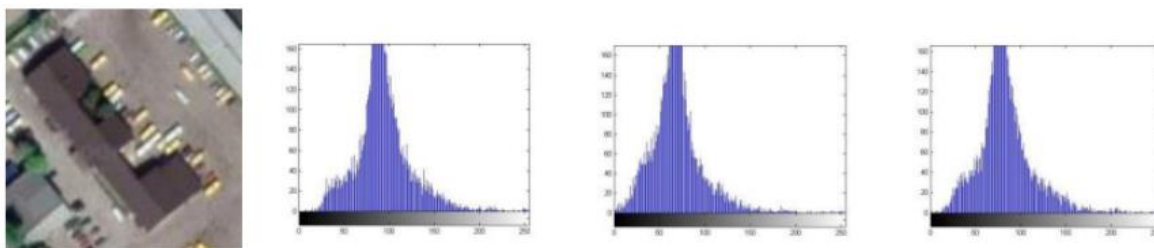


Рисунок 2.2 – Аналіз гистограм на ділянці зображення з будинком

У деяких випадках тінь дає на гистограмі піки, що конкурують із мажоритарним піком (рисунок 2.3), а бувають випадки, коли на гистограмі немає єдиного мажоритарного піку (рисунок 2.4) або присутні сідлові точки (рисунок 2.5).

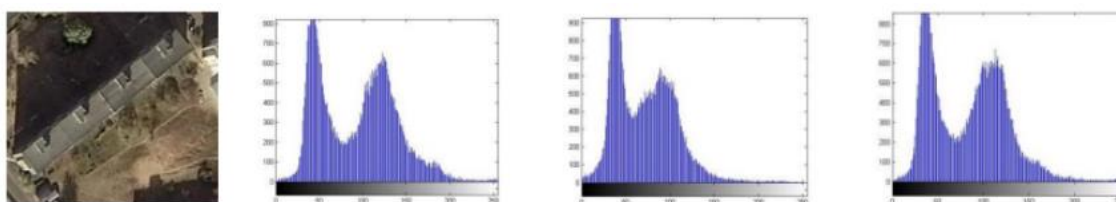


Рисунок 2.3 – Ділянка зображення з будинком, де зображення містить більше тіней та ще один мажоритарний пік

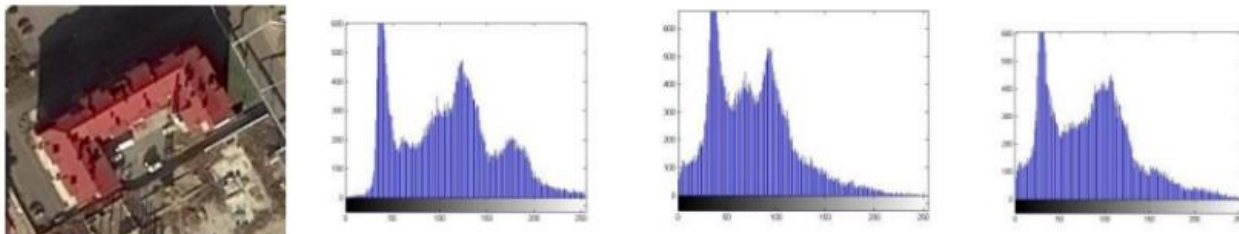


Рисунок 2.4 – Ділянка зображення з будинком, де зображення містить більше тіней але піки не мажоритарні мажоритарний

Щоб визначити поріг кожного піку, процес знаходить точку високого піку, а потім шукає низьку сідлову (рисунок 2.5), де нахил стає більш помірним або повністю змінює напрямок. На основі сідлових точок визначається граничне значення для кожного піку в кожному діапазоні. Потім усі три смуги співвідносяться, щоб ідентифікувати об'єкт у всіх трьох смугах.

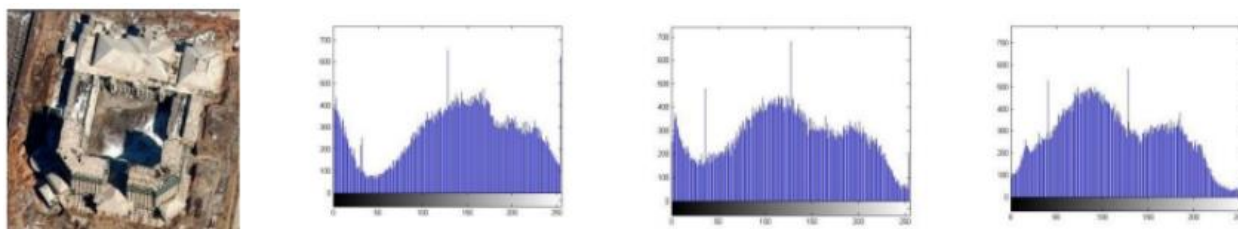


Рисунок 2.5 – Об'єкт зі складною геометрією

Сценарії кореляції:

1. Об'єкт може мати унікальні спектральні характеристики в межах ділянки і достатньо просту геометрію, тому розпізнаватися та без помилок (рисунок 2.6).



Рисунок 2.6 – Об'єкт повністю розпізнано

Можлива ситуація, коли колір поверхні об'єкту подібний за значенням з тінню або ділянкою оточення, тому при розпізнаванні виникають дефекти і об'єкт розпізнається частково (рисунок 2.7).



Рисунок 2.7 – Неповне розпізнання об'єкту

2. Коли об'єкт злегка нахилений і є різниця в сірих тонах між двома сторонами поверхні через напрямки сонячного освітлення, або поверхня об'єкту складної форми (рисунок 2.8).



Рисунок 2.8 – Розпізнавання об'єкту як сукупність менших об'єктів

3. У першій смузі відокремлений пік, друга та третя мають два майже рівнозначні піки, отже, вони представляють множинний об'єкт. На рисунку 3.9 зображено комплекс будівель і ділянки, прилеглі до будівлі, які поділяють ті ж значення рівня сірого в межах другої і третьої смуги. Перша смуга дає мажоритарний пік і дозволяє вилучити складний об'єкт. На рисунку 2.9

зображено результат сегментації смуг 1, 2 і 3 та результат сегментації, коли тільки перша і друга смуги взяті до уваги.



Рисунок 2.9 – Розпізнавання групи об'єктів

2.3.3 Сегментація особливостей

На етапі сегментації вихідне зображення перетворюється на градації сірого. Далі на основі аналізу гистограми обирається поріг бінаризації та будується контур побудови на основі бінарного зображення за допомогою алгоритму Сузукі-Абе. Пікселі групуються в чіткі контури для подальшої обробки та перевірки. Кожен піксель перевіряється на відповідність інформації про пік гистограми. Пік може представляти цілу ознаку (рисунок 2.10), частину ознаки (рисунок 2.11) або кілька об'єктів зі схожими спектральними характеристиками (рисунок 2.12).



Рисунок 2.10 – Сегментація, де один пік відповідає всій будівлі



Рисунок 2.11 – Сегментація, де пік відповідає будівлі з кількох частин



Рисунок 2.12 – Сегментація, де кілька об'єктів мають однакові спектральні характеристики

Кінцевий результат розпізнавання в корелюється з результатами сегментації зображення. Всі дефекти сегментації значно впливають на наступну процедуру аналізу. Помилковий сегмент може включати ділянки і розриви або навіть вилучити значну частину об'єкту (рисунок 2.13).

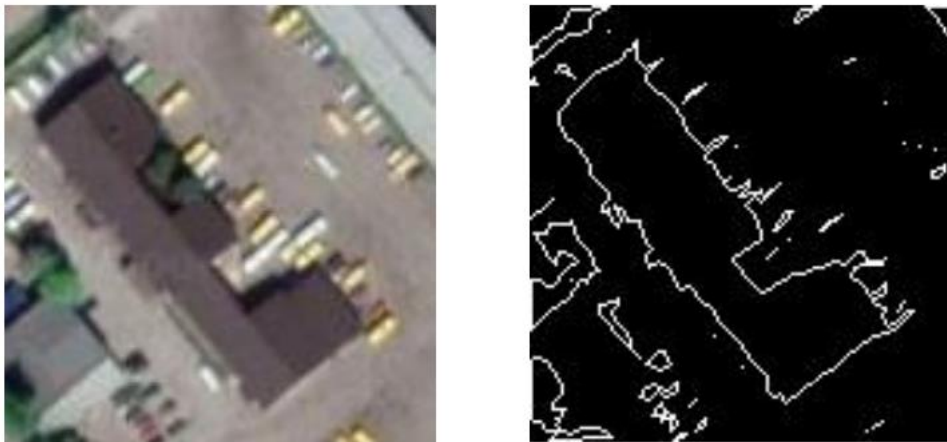


Рисунок 2.13 – Результати розпізнавання

У випадку з неможоритарним піком у фрагментах зображення, особливості можуть сегментуватися наступним способом (рисунок 2.14).



Рисунок 2.14 – Результати сегментації

2.3.4 Тіньовий аналіз

Одним з важливих етапів технології розпізнавання об'єктів на фотограмметричних зображеннях високого просторового розрізнення є проведення тіньового аналізу, що дозволить виключати сегменти, які нас не цікавлять. Наявність метаданих, а також просторових даних у вигляді векторних карт території зйомки дозволяє проводити аналіз узгодженості об'єктів і тіней на зображенні.

Тіні з'являються щоразу, коли об'єкт загороджує світло джерела. З одного боку, наявність тіней може спричинити проблеми розпізнавання зображень та виявлення несправностей алгоритмів класифікації об'єктів. Тіні змінюють колір об'єкта та спотворюють текстуру. Виявлення та видалення тіней є важливим завданням. Також тіні є прекрасним інструментом ідентифікації наявності будівель на зображенні і дозволяють відрізнити об'єкти від особливостей земної поверхні. Вони можуть допомогти розпізнавати об'єкту, оскільки наявність тіні є ознакою об'єкту, якщо тінь знаходиться на правильній стороні, це дозволяє виключити особливості, які не є об'єктом цікавості.

Тінь повинна знаходитися в певному положенні щодо об'єкта. Знання напрямку сонячного освітлення може допомогти розрізнити сегменти, які мають тінь на коректній позиції як сегменти з об'єктом від сегментів, які не є об'єктами. Ключовим є аналізі значень числових характеристик зображення, що залежать від параметрів зйомки: положення Сонця, положення космічного апарату і орієнтації пристрою реєстрації. Зазначені параметри зйомки, як правило, супроводжують в якості метаданих зображення. Прилегли до об'єктів тіні – корисні попередні знання для їх виявлення, проте тіні від суміжних об'єктів можуть перекриватися.

У більшості випадків у об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності присутні дві тіньові області: тінь об'єкту на землі (наземна тінь), яка обумовлена сонячним освітленням, і самостійна тінь (затінена частина об'єкта). Положення наземної тіні можна визначити, знаючи час і напрямок зйомки. Можна припустити, що наземна тінь і самостійна тінь мають різні значення яскравості. Яскравість всіх тіней в зображенні залежить від відбивної здатності об'єкта, а також освітлення від вторинних джерел світла. Самостійні тіні, як правило, мають більш високу яскравість, ніж ті, що падають, так як вони отримують більше освітлення від сусідніх освітлених об'єктів. Тіні – зазвичай найтемніші ділянки зображення.

Пікселі з певними значеннями групуються в сегменти. Оскільки сегмент тіні та сегмент об'єкта є суміжними, навколо сегментованих тіней створюється буфер. Потім кожен тіньовий сегмент перевіряється на предмет можливого

перекриття з певними сегментними буферами. Будь-який сегмент, який перекривається тіньовим буфером, позначається як потенційний об'єкт. Далі розглядається взаємне розташування тіні і відрізка. Визначено особливості розташування та орієнтації кожного сегмента ознаки та сегмента тіні. Для зображень у градаціях сірого визначено поріг. Для визначення тіньового зображення застосовано маску. За таким алгоритмом перевіряються сегменти, які є кандидатами в об'єкти:

1. Видалення дрібних сегментів.
2. Створення буфера навколо тіньового сегмента.
3. Якщо буфер тіні перекриває сегмент, то визначається локалізація та орієнтація тіні.
4. Якщо тінь розташована успішно, то сегмент з ознакою є сегментом з будівлею, і ми залишаємо його, якщо ні - виключаємо цей сегмент-кандидат і перевіряємо наявність наступного спеціального сегмента навколо буфера тіні.
5. Якщо тіньовий буфер не охоплює жодного сегмента з ознакою, ми виключаємо цей тіньовий сегмент і переходимо до наступного. Якщо жоден кандидатський сегмент не перекриває тіньовий буфер, досліджуються топологічні зв'язки між об'єктами. Якщо сегмент об'єкта, який не має тіні, торкається іншого сегмента об'єкта, який має тінь з правильного боку, то сегменти об'єкта залишаються. Для класифікації за допомогою аналізу тіней дотичні сегменти повинні мати однаковий розмір і орієнтацію. Це обмеження зменшує можливу плутанину між функціями різних типів.

2.3.5 Аналіз геометрії

Геометричний аналіз заснований на загальних мірах для подання геометричних характеристик сегмента. Значення мір використовуються для видалення сегментів на основі показника ймовірності.

Мірами використовуваними для геометричного аналізу, яким найчастіше

користуються є прямокутність, округлість, опуклість. Для того, щоб використовувати ці міри для розрахунку ймовірності для сегмента бути сегментом з об'єктом, вони повинні бути різними для класів з об'єктами і без.

Прямокутність можна оцінити, використовуючи метод моментів. Метод не дуже чутливий до шуму і зберігає високе значення прямокутності для фігур.

Округлість контуру обчислюється, використовуючи інваріанти моментів, і забезпечує хороші результати класифікації.

Опуклість показує співвідношення між периметром опуклої оболонки багатокутника контуру і периметром початкового контуру. Це повинно дати індекс для повноцінної опуклої форми, такої як прямокутник або квадрат.

Діапазон значень має ймовірності для кожного з показників. Ймовірнісні значення для всіх показників були об'єднані в одне значення, яке відображає чи є сегмент об'єктом чи ні.

Етапи геометричного, тіньового аналізу і аналізу розміру використовуються як механізм для оцінки чи є вилучений сегмент об'єктом. Сегменти, які визначені як не цікаві на основі різних мір будуть усунені.

2.4 Вимоги до реалізації системи розпізнавання образів місцевості

- стійкість до шуму в даних. Шум – це небажана інформація, яка може призвести до некоректного розпізнавання об'єктів. Система має бути стійка до шумів з мінімальним використанням попередньої обробки даних;
- простота. Процес обробки даних має бути повністю автоматизованим, а засоби інтерфейсу прості у використанні;
- швидкість. Чим швидше відбудеться процес обробки масивів даних, тим швидше можна буде їх використати для створення симуляцій;
- точність. Система має максимально точно ідентифікувати об'єкти на зображеннях, так як від цього залежить чи відповідатиме дійсності середовище сформоване в симуляції.

3 СТВОРЕННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ МІСЦЕВОСТІ

3.1 Структура згорткової нейронної мережі

Архітектурно згорткова нейронна мережа складається з шарів входу, виходу та деякої кількості прихованих шарів: шарів згортки, шарів субдискритизації та повністю зв'язаних шарів. Згортковий шар нейронної мережі виконує роль застосування операції згортки до виходу попереднього шару. Цей шар включає набір фільтрів, які мають невелике рецептивне поле, але вони застосовують на всю глибину вхідних даних. Таким чином відбувається згортка за кожним фільтром у ширину та висоту вхідних даних. Результатом є двовимірні карти збудження кожного фільтру, кожен елемент результату – це скалярний добуток ядра та частини даних. Нейронна мережа навчається, визначаючи, які фільтри активуються, коли вона знаходить певний тип ознаки у певній просторовій частині вхідних даних. Топологію згорткової нейронної мережі наведено на рисунку 3.1.

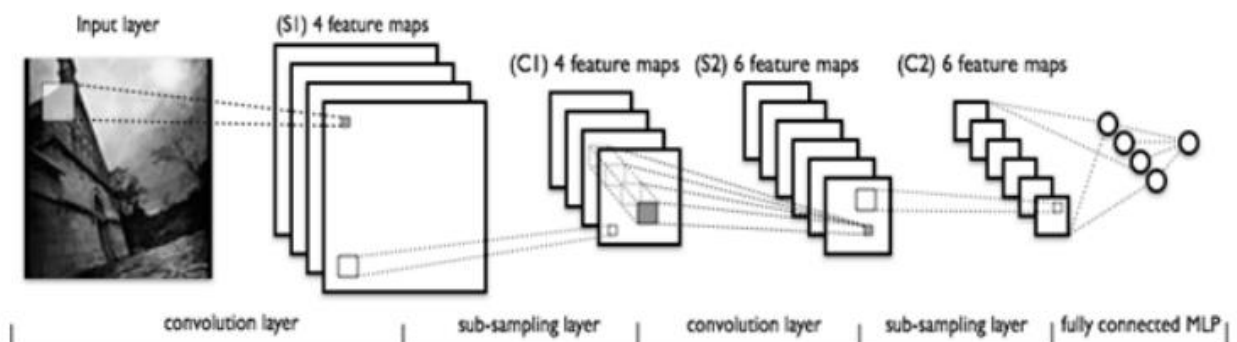


Рисунок 3.1 – Архітектура згорткової нейронної мережі

Успішність застосування згорткових нейронних мереж полягає у концепції загальних ваг. Ці мережі мають невелику кількість змінних, параметрів, що налаштовуються в порівнянні з іншими нейронними мережами.

На рисунку 3.2 показано модель нейрона згорткової нейронної мережі.

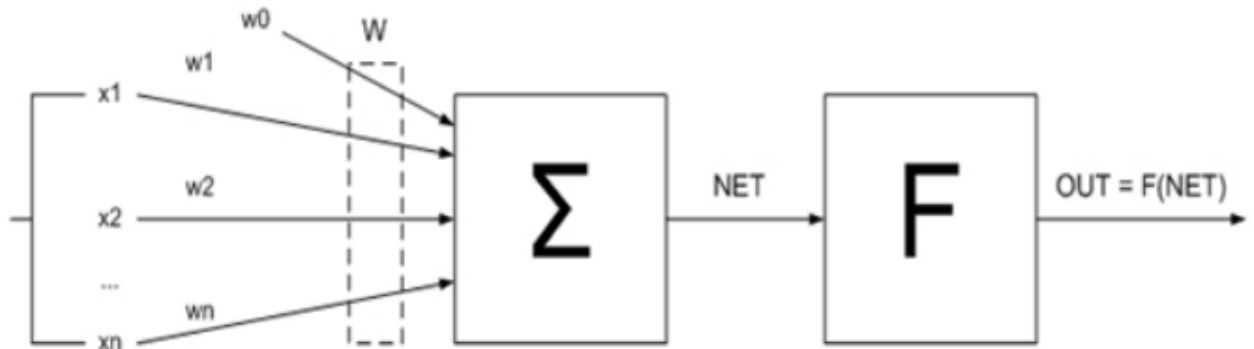


Рисунок 3.2 – Модель нейрона згорткової нейронної мережі

Нейронна мережа має структуру, що складається з шарів. Першим шаром є вхідний шар. Вхідні дані представлені у вигляді зображення. Всі зображення мають цілий ряд спільних рис. Вхідний шар враховує двовимірну топологію зображень і складається з декількох карт, які відповідають кожному з кольірних каналів (червоний, синій, зелений (рисунок 3.3)), але якщо зображення представлено в відтінках сірого, то карта може бути одна.

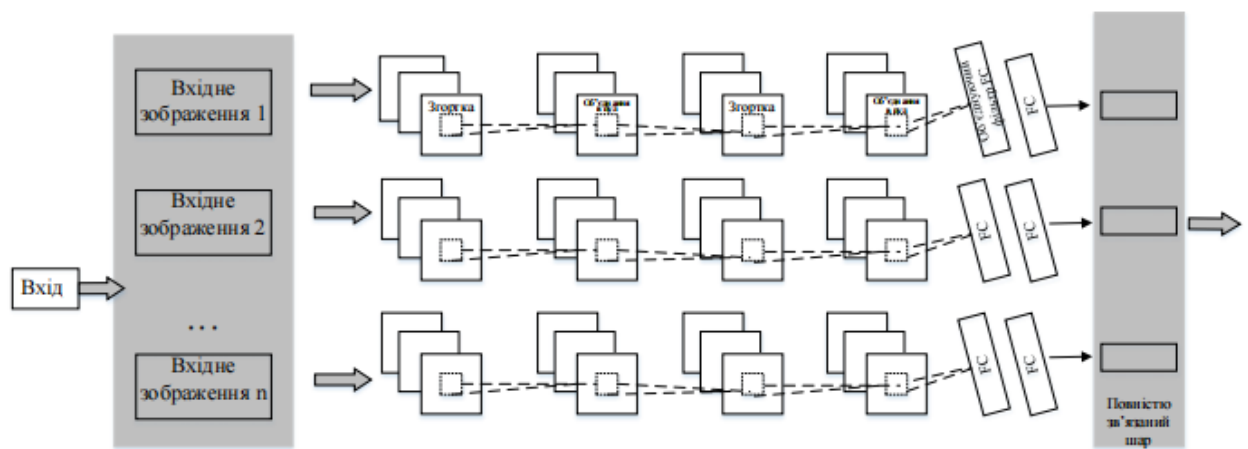


Рисунок 3.3 – Схема згорткової мережі

3.1.1 Структура згорткового шару

В основі згорткового шару лежить операція згортки. Згортка – це операція над парою матриць A (розміру $a_x \times a_y$) та B (розміру $b_x \times b_y$), в результаті операції на виході отримуємо матрицю C (розміру $(a_x - b_x + 1) \times$

$(n_x - m_x + 1)$). Кожен елемент рахується наступним чином:

$$C_{i,j} = \sum_{u=0}^{b_x-1} \sum_{v=0}^{m_y-1} A_i + u,j + v \times B_{u,v}, \quad (3.1)$$

Згортковий шар реалізує локальні рецептивні поля, кожен вихідний нейрон з'єднаний тільки з певною областю вхідної матриці і моделює деякі особливості нашого зору. В спрощеному вигляді згортковий шар записується наступною формулою (3.2):

$$x_j^l = f(\sum_i x_i^{l-1} \times k_j^l + b_j^l), \quad (3.2)$$

Де x_i^l – карта ознак j (вихід шару l),

$f()$ – функція активації,

b_j – коефіцієнт зсуву для ознак j ,

k_j – ядро згортки номер j ,

x_i^{l-1} – карта ознак попереднього шару

Розмір вихідної матриці зменшується за рахунок крайових ефектів. Вихідний сигнал j,k -ого нейрона, в рамках однієї карти ознак обчислюється за формулою (3.3):

$$\sigma(b + \sum_l \sum_h w_{l,h} a_j + l,k + h), \quad (3.3)$$

Одна карта ознак зі своїм ядром розпізнає лише одну ознаку. Для розпізнавання іншої ознаки потрібно додати додадкову карту ознак зі своїм власним ядром. Внутрішні шари включають в себе значну кількість карт ознак. Початкове зображення подається на вхідний шар. У першому шарі кожна карта ознак шукає певну індивідуальну ознаку. Це досягається за рахунок використання загальної для всієї карти ознак матриці ваги і особливої організації локального рецептивного поля для кожного нейрона. Кожен нейрон карти ознак отримує вхідні дані від області розміру $n \times m$ вхідного зображення.

Така область досить мала і безліч таких областей на вхідному зображенні перетинаються і накладаються одне на одну. Суміжні нейрони отримують в якості вхідного впливу суміжної області, крім того, вагові коефіцієнти для всіх нейронів карти ознак будуть однаковими. Область, котра формує локальне рецептивне поле нейрона шару підвибірки називається вікном. Площа вікна – це кількість нейронів в такій області.

Отже, карта ознак здійснює операцію пошуку ознаки у вхідних даних. Інші карти ознак мають відмінний набір вагових коефіцієнтів і здійснюють пошук інших ознак у вхідних даних. Після виконання згортки мережа втрачає частину інформації про точне положення знайденої ознаки, але зберігає інформацію щодо взаємного розташування ознак.

3.1.2 Опис субдискретизуючого шару

Даний шар виконує задачу зменшення розміру вхідної карти ознак. Розглянемо метод вибору максимального елемента. Вся карта ознак поділяється на вікна розміром 2×2 елемента, з яких обираються максимальні за значенням. Даний шар описується за наступною формулою (3.4):

$$x^l = f(a^l \times \text{subsample}(x^{l-1}) + b^l), \quad (3.4)$$

Де x^l – вихід шару l ,

$f()$ – функція активації,

a, b – коефіцієнти,

subsample – операція вибірки локальних максимальних значень.

Використання даного шару дозволяє покращити процес розпізнавання образів зі зменшеним масштабом. Шар субдискретизації чергується зі згортковими шарами.

3.2 Опис архітектури U-Net

U-Net було створено для обробки біомедичних зображень та їх сегментації. В основі U-Net лежить згорткова мережа, структура якої змінена та розширена таким чином, аби досягти кращих результатів тренування за меншої кількості зображень. Таким чином сегментація зображення розміром 512 пікселів в ширину та 512 у висоту займає не більше секунди з новими моделями відеопроекторів.

Згорткова нейронна мережа активно використовуються для вирішення задач, пов'язаних з класифікацією, тобто визначення міток для всього зображення. Однак часто виникає проблема сегментації, коли необхідно визначити мітку для кожного пікселя. До того ж, при вирішенні класу подібних задач нерідко виникає проблема нестачі даних для навчання. Саме для вирішення таких задач було розроблено U-Net [21].

V-Архітектура U-Net походить з повністю згорткової мережі, що не містить повністю пов'язаних шарів. Однією з особливостей є те, що шари з операцією збільшення розмірності додаються до шарів субдискритизації.

U-Net складається з двох основних частин:

- субдискритизація Ця частина мережі аналогічна архітектурі типової згорткової нейронної мережі. Застосовується послідовність шарів, що повторюється певну кількість разів. Ця послідовність складається з двох шарів згортки. За кожним шарів йде функція активації ReLU, після чого застосовується шар субдискритизації, що зменшує розмір зображення вдвічі. Після стискання кількість каналів ознак збільшується вдвічі. Шлях субдискритизації використовується для вивчення тимчасових ознак зображення та стискання інформації [21];

- збільшення розмірності. Ця частина нейронної мережі виконує протилежну операцію відносно шляху субдискритизації. На кожному кроці застосовується операція збільшення розміру вдвічі, що зменшує кількість каналів ознак в двічі, після чого відбувається об'єднання з відповідною картою

ознак. Далі застосовуються два шари згортки, після кожного з яких застосовується функція активації ReLU [21].

У результаті послідовного використання операції субдискритизації під час стискання, втрачається частину просторової інформації про вхідне зображення. Канали ознак містять інформацію про зміст зображення, але, через зменшення розмірності, недостатньо інформації про розташування сегментів на зображенні. Для вирішення цієї проблеми застосовується розширення, що здійснює відновлення просторової інформації зображення. Для цього використовуються мости, що слугують у якості зв'язків між шарами шляху стискання та шляху розширення. Вони пропускають проміжні шари та надають необхідну просторову інформацію для шарів розширення. Структура мережі U-Net наведена на рисунку 3.1.

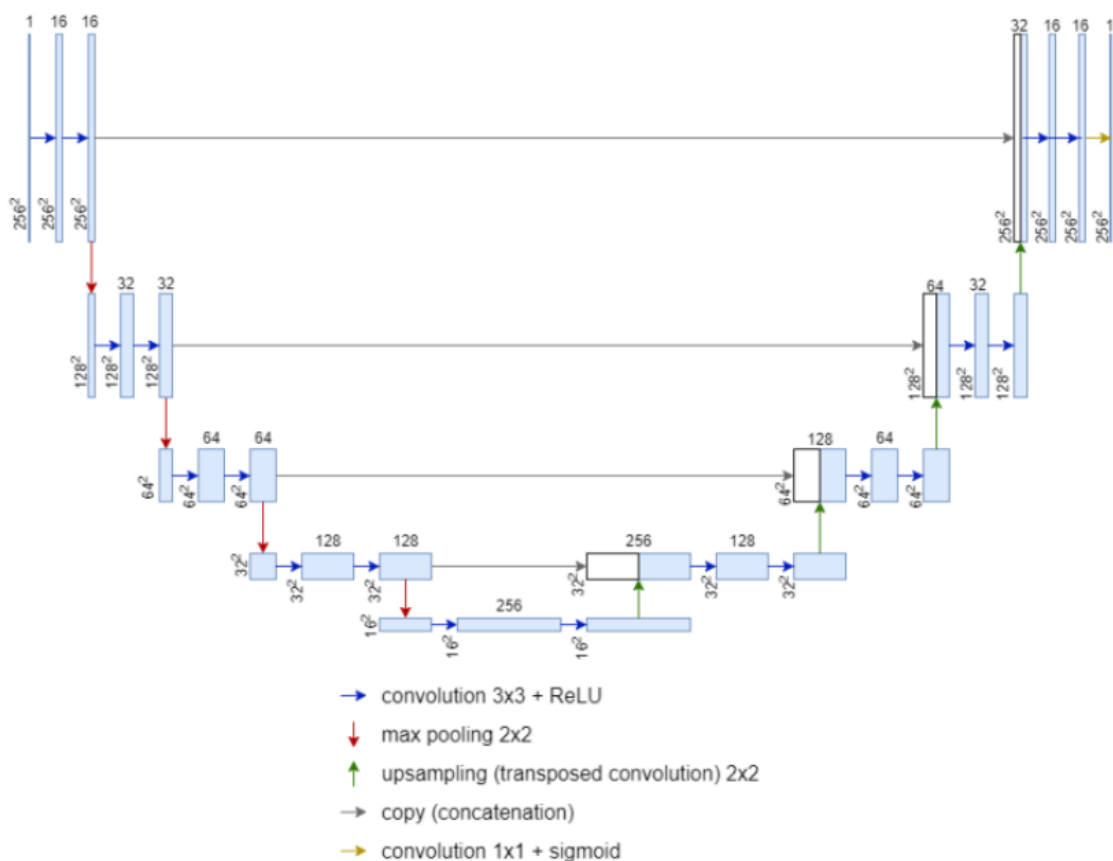


Рисунок 3.1 – Діаграма архітектури U-Net

3.3 Опис функції ReLU

ReLU (Rectified linear unit), – це функція активації яка визначається наступним чином (3.5):

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} = x = \max(0, x), \quad (3.5)$$

ReLU-нейрони засновані на логістичному сигмоїді і гіперболічному тангенсі. Наприклад, щоб підрахувати похідну, потрібно обчислити функцію, а потім ще виконати операцію множення. Тангенс обчислюється побічним чином, тільки потрібно зводити в квадрат. А щоб обчислити похідну, потрібно одне порівняння: якщо x менше нуля, видаємо нуль, якщо більше нуля – одиницю. Це означає, що засновані на ReLU-нейронах мережі при однакових умовах обчислювання можуть бути значно більше за розміром, ніж мережі з більш складними функціями активації.

3.4 Навчання нейронної мережі

Нейронна мережа навчається методом стохастичного градієнтного спуску на основі вхідних зображень та карт сегментації. Вихідне зображення є дещо меншим за розмірами ніж вхідне за рахунок згортки. Після цього, функція soft-та веде розрахунки по кожному пікселю по остаточній карті властивостей, разом з функцією крос-ентропії. Крос-Ентропія розраховується за наступною формою (3.6):

$$E = \sum_{x \in \Omega} w(x) \log(p_{l(x)}(x)), \quad (3.6)$$

Після цього розраховується карта вагових коефіцієнтів за формулою (3.7):

$$w(x) = w_c(x) + w_0 \times \exp\left(-\frac{(d_1(x)+d_2(x))^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3.7)$$

Де w_c – карта ваги для балансування частот класів,

d_1 – відстань до границі найближчого фрагменту,

d_2 – відстань до границі другої найближчого фрагменту.

Через функцію отримання максимуму, шар дискретизації не виконує навчання, але після проходження через граф розраховані градієнти стають розрідженими, так як з усіх елементів вікна субдискретизації $z_{i,j}^l$, приватна похідна $\frac{dE}{dx_{i,j}^{l+1}}$ відноситься тільки до максимального вікна, а інші отримують нульовий градієнт. Процес навчання можна вважати завершеним. Після цього необхідно виконати процедуру пропускання через не лінійність (3.8):

$$\frac{dE}{dy_{i,j}^l} = \frac{dE}{dz_{i,j}^l} \frac{dz_{i,j}^l}{dy_{i,j}^l} = \frac{dE}{dz_{i,j}^l} h'(y_{i,j}^l), \quad (3.8)$$

На даному етапі відомо $\frac{dE}{dz_{i,j}^l}, h'(y_{i,j}^l)$, завдяки чому, можна отримати значення шляхом розрахунків. На згортковому рівні з'являються ваги, які необхідно навчити. Складність полягає у тому, що всі ваги діляться і кожен бере участь у всіх результатах, таким чином отримана сума є значною (3.9):

$$\frac{dE}{dw_{a,b}^l} = \sum_i \sum_j \frac{dE}{dy_{i,j}^l} \frac{dy_{i,j}^l}{dw_{a,b}^l} = \sum_i \sum_j \frac{dE}{dz_{i+a,j+b}^{l-1}}, \quad (3.9)$$

Де i та j проходять через кожен елемент зображення на проміжному шарі $y_{i,j}^l$. Лишається пропустити градієнти через попередній шар (3.10):

$$\frac{dE}{dx_{i,j}^l} = \sum_a \sum_b \frac{dE}{dy_{i-a,j-b}^l} \frac{dy_{i-a,j-b}^l}{dx_{i,j}^l} = \sum_i \sum_j \frac{dE}{dy_{i-a,j-b}^l} w_{a,b}, \quad (3.10)$$

Зворотній прохід для згортки є дуже схожим на згортку з вагами $w_{a,b}$, тільки замість $i + a$ та $j + b$ тепер $i - a$ та $j - b$. Коли зображення доповнюються нулями, розміри зберігаються, зворотній обхід стає згорткою, як і прямий прохід, тільки розвернутими осями.

Для навчання нейронної мережі використано розмічені зображення. Після фрагментації даних зображень отримаємо кінцеву кількість фрагментів, котрі не перетинаються. Так як цей результат не є достатнім, використовується методика розширення навчальної множини. Процес обертання знімку є інваріантним, що означає, що після повороту даного знімку на довільний кут, зображення буде коректним. З метою запобігання ефекту перенавчання, було використано метод перехресної перевірки та метод виключення.

Для успішного навчання моделі необхідно, щоб класи було представлено в тренувальній множині, в однакових пропорціях. У випадку, якщо даних недостатньо, чи процедура розділення не дала очікуваних результатів, один з класів може виявитись домінантним. Це може призвести до змін в процесі навчання, що призведе до того, що домінантним клас буде розглядатись як найбільш вірогідний. Для запобігання таких ситуацій використано метод перехресної перевірки.

Перехресна перевірка має дві головні переваги перед підходом котрий полягає у використанні однієї множини для навчання та однієї множини для тестування моделі: розподілення класів стає більш рівномірним, що поліпшує якість навчання. Якщо на кожній ітерації оцінити похибку моделі та узагальнити її по всім ітераціям то отримана оцінка буде найбільш достовірною.

Метод виключення полягає в тому, що в процесі навчання обирається шар, з якого вилучається певна кількість випадкових нейронів. Даний підхід дозволяє покращити ефективність навчання.

4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

4.1 Структура застосування системи розпізнавання образів місцевості

Структура застосування системи розпізнавання образів місцевості для створення навчальних симуляцій представлена на рисунку 4.1. Система складається з наступних модулів:

- інтерфейс адміністратора;
- модуль обробки зображень;
- БД;
- навчальна симуляція;
- інтерфейс гравця;
- інтерфейс інструктора.

Адміністратор вносить до системи зображення місцевості, на основі яких буде генеруватися середовище симуляції, через спеціалізований інтерфейс. після чого відбувається обробка зображень. На зображення накладаються фільтри, проводиться аналіз та класифікація об'єктів. Оброблені дані вносяться до БД для подальшого зберігання і використання. Коли розпочинається ігрова сесія, ПЗ генерує середовище та обробляє користувацькі дані. Користувачі (гравець та інструктор) можуть проводити маніпуляції з середовищем через користувацький інтерфейс.

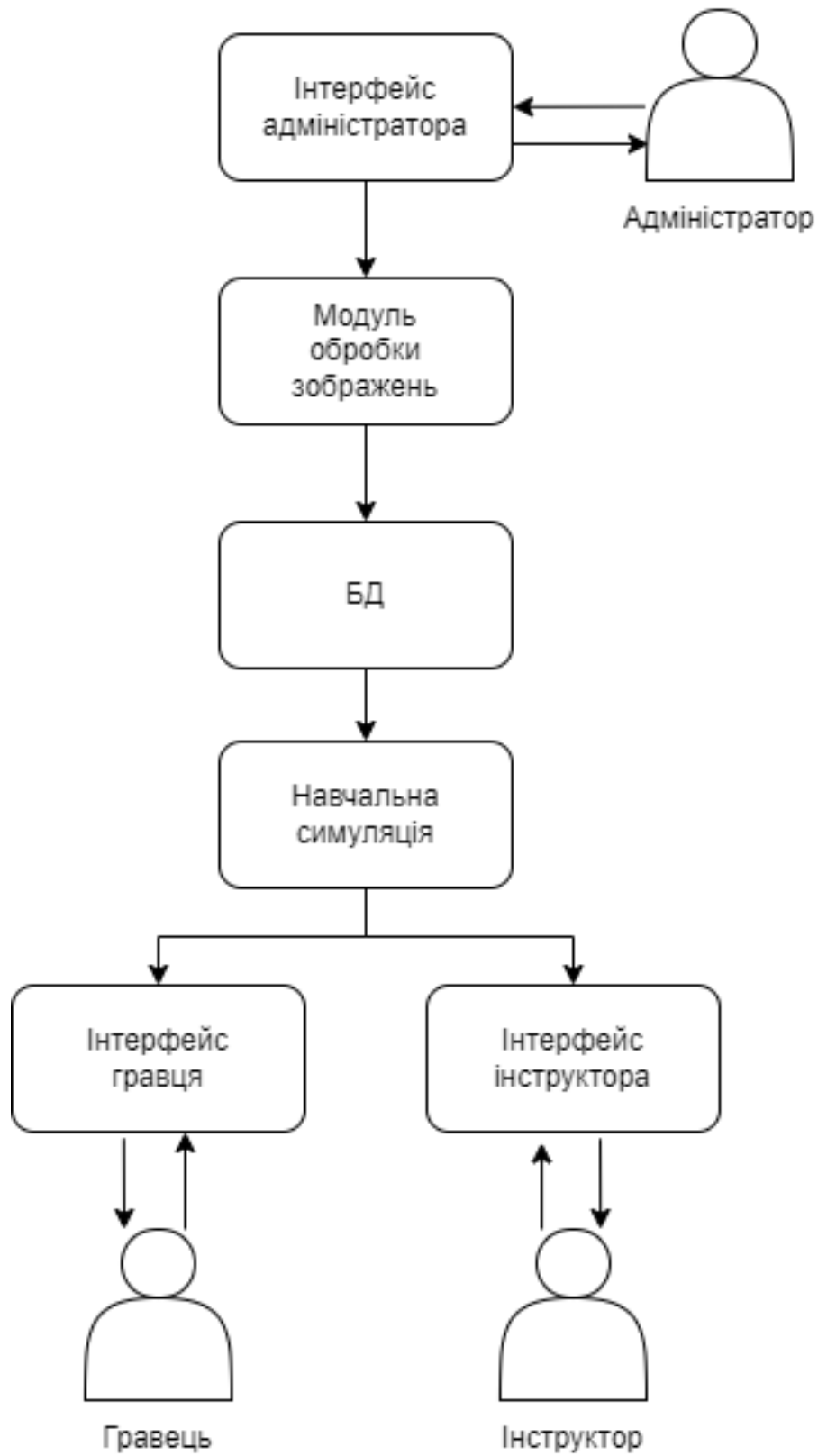


Рисунок 4.1 – Структура застосування системи

4.2 Алгоритм роботи системи розпізнавання образів місцевості

Загальна схема створення системи розпізнавання образів така: адміністратор вносить зображення, які необхідно обробити до БД; система проводить обробку зображень та ідентифікацію об'єктів на ньому; ПЗ обчислює зображення об'єкта в цифровому вигляді, генеруючи середовище навчання. Технологію створення та реалізації розпізнавання образів місцевості буде розглянуто на прикладі навчальної симуляції для військових.

Використання технології розпізнавання образів місцевості для створення навчальної симуляції на прикладі розпізнавання будівель на супутникових знімках.

При проведенні навчань з використанням тренажерів на основі симуляцій система надає можливість набути практичного досвіду у реагуванні в різних симульованих ситуаціях. При цьому, використання середовища, згенерованого на основі реальної місцевості дозволить підвищити якість підготовки особового складу та зменшити ризики для здоров'я гравців.

Застосування розпізнавання образів місцевості, працює за алгоритмом, який проілюстровано на рисунку 4.2.

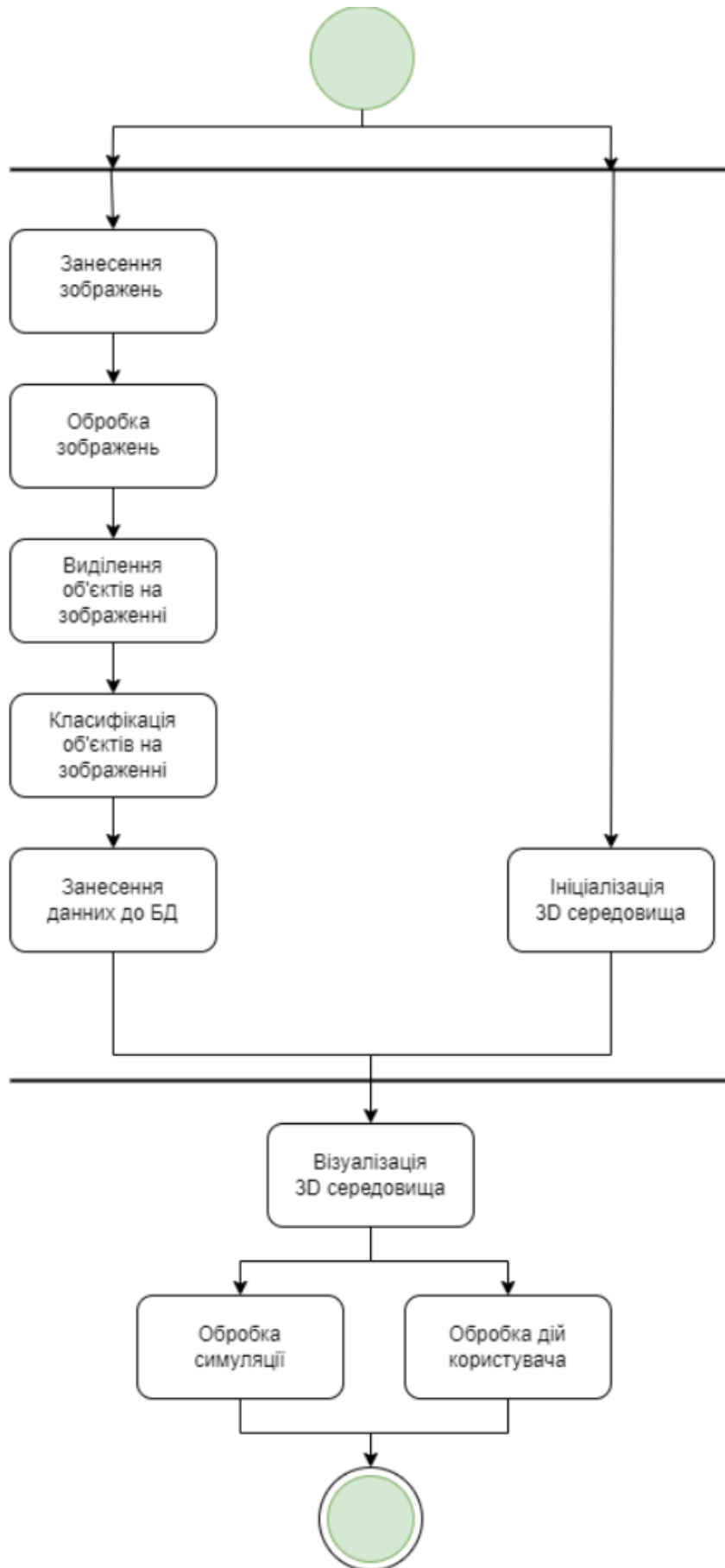


Рисунок 4.2 – Алгоритм роботи системи

Розглянемо роботу алгоритму. Для того, щоб створити віртуальне середовище для навчання, необхідно внести дані до системи. Для цього до системи заносяться зображення місцевості, яку необхідно візуалізувати, після чого відбувається їхня обробка. Наступним кроком, система знаходить та виділяє всі зони цікавості та ідентифікує об'єкти, зображені на них. Далі оброблені данні заносяться до БД задля їх подальшого збереження та використання.

Паралельно відбувається підготовка 3D середовища для візуалізації середовища, на основі зібраних даних.

Після завершення процесу обробки даних можна починати активну ігрову сесію. Для цього відбувається підготовка симуляції. Середовище візуалізується в 3D просторі на основі зібраних даних, після чого його можна використовувати для навчань.

Останнім кроком є робота самої симуляції. Під час активної сесії, інструктор, сидячи за своїм робочим місцем, вводить дані, необхідні для проведення навчань (симуляція погоди, умов середовища, поведінки штучного інтелекту, тощо). Після чого гравець виконує поставлені перед ним задачі, використовуючи при цьому спеціалізоване технічне забезпечення. Паралельно відбувається обробка самого середовища та маніпуляцій, які проводять гравець та інструктор.

4.3 Розробка системи розпізнавання образів місцевості

Інформаційна технологія реалізована у вигляді програмного додатку, написаного мовою C++ у середовищі Microsoft Visual Studio 2015. Архітектура модуля для обробки зображень наведена на рисунку 4.4. Програмний додаток реалізований у вигляді п'яти окремих модулів: Histo виконує ділення вихідної сцени на ділянки та аналіз гістограм; у Contour відбувається первинне розпізнавання об'єктів; Verif поєднує всі етапи розпізнавання, до нього

підключається експертна БД та модуль BuildNet, який призначений для роботи з нейронною мережею. Модуль Interface містить інтерфейсну частину додатку та поєднує всі модулі разом. Для роботи всіх модулів необхідно підключити бібліотеку OpenCV. Для роботи нейронної мережі необхідно також підключення бібліотек OpenBLAS, SkyNetLib, CUDA, JSON.

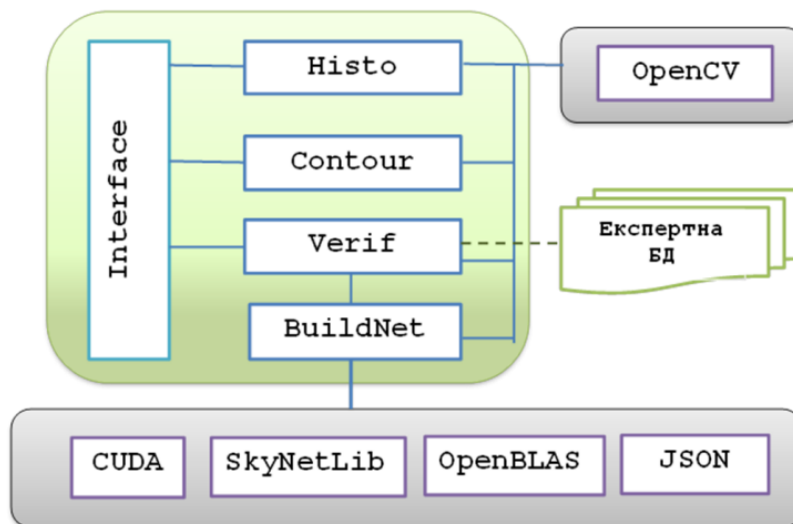


Рисунок 4.4 – Архітектура ПЗ

Модуль BuildNet використовується для прийняття рішення про усунення сегмента непотрібних сегментів. Архітектура модуля BuildNet наведена на рисунку 4.5.

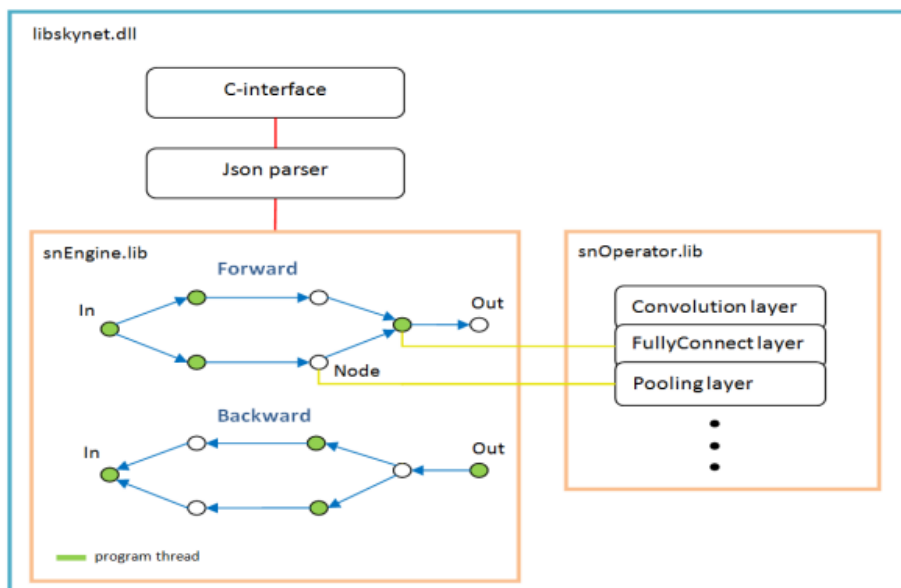


Рисунок 4.5 – Архітектура модуля BuildNet

Структура мережі задається в JSON. В основі лежить граф операцій, який створюється динамічно один раз після розбору структури мережі. На кожне розгалуження – новий потік. Кожен вузол мережі (Node) – це шар розрахунку. У випадку наявності відеокарти NVIDIA розрахунки виконуються з використанням технології CUDA/cuDNN, за відсутності необхідного апаратного забезпечення для розрахунків на CPU використовується бібліотека OpenBLAS. Для кожного шару є можливість обрати апаратне забезпечення для розрахунків.

Мінімальні апаратні вимоги для роботи додатку наступні: процесор - двоядерний процесор з тактовою частотою не менше 1.6ГГц; оперативна пам'ять – 4Гб, відеокарта – NVIDIA 2Гб або інтегрована відеокарта, операційна система – Windows 10 64 розрядна. Такі характеристики дозволяють додатку працювати, але повний цикл обробки зображення займає близько 10 хвилин. При використанні сучасного обладнання процес обробки зображення можна скоротити до кількох секунд.

4.4 Визначення точності системи розпізнавання образів місцевості

Проведено тестування розробленої інформаційної технології. Оцінка отриманих результатів проводилася порівнянням площі та геометрії вилученого образу та параметрів об'єктів. Набір оцифрованих даних був використаний в якості базового шару, для порівняння з кінцевим результатом вилучених об'єктів. Кількісна оцінка обчислює розбіжність між шарами і дозволяє робити висновки щодо точності і ефективності процесу вилучення. Були визначені два типи помилок. Помилка першого типу представляє кількість сегментів, на яких будівлі були вилучені, але не існують. Помилка другого типу являє кількість об'єктів, що не були ідентифіковані. Ці об'єкти або не були вилучені, або вилучені на етапі сегментації, але виключені на етапі верифікації.

Кожен тип помилок вимагає окремого набору операцій постобробки. Помилки першого типу вимагають простої операції видалення, в той час як помилки другого типу можуть спричинити ручну оцифровку всього об'єкту. Крім помилок першого і другого типу, можливі ситуації часткового вилучення об'єкту. Розбіжність між шарами розраховано наступним чином:

- обчислення симетричної різниці між шарами: операція об'єднання була проведена для кінцевого багатокутника і оцифрованого набору даних будівель. Сегменти, які знаходяться за межами перекриття двох шарів;
- розрахувати кут нахилу для кожного об'єкту;
- узагальнити кут нахилу для кожного об'єкту;
- розрахувати співвідношення між кутом нахилу і об'єктом.

Кожна ділянка пройшла повний і неповний цикл розпізнавання.

В таблиці 4.1 наведено результати тестування на наявність похибки у виявленні об'єктів на зображенні.

Таблиця 4.1 – Результати тестування на наявність похибки

Метод	Помилка 1го типу	Помилка 2го типу	Помилка 3го типу	Успішне виявлення
Повний аналіз	0.03	0.05	0.02	0.91
Без аналізу розміру	0.06	0.12	0.09	0.73
Без тіньового аналізу	0.075	0.145	0.2	0.58
Без аналізу геометрії	0.045	0.055	0.13	0.77

В випадку розпізнавання без розміру помилка першого збільшилася в два рази, а у випадку без тіні ще на 15%. У випадку без геометрії виникає помилка першого типу на рівні методу без аналізу розміру. Повне виконання підвищує

загальну точність вилучення і знижує обсяг ручної постобробки. Значна різниця між кількістю помилок першого типу між трьома методами можна пояснити тим фактом, що один і той же сегмент може бути видалений на різних етапах. Коли крок верифікації без розміру не використовується, сегмент може бути усунутий на будь-якому іншому етапі верифікації. Етап без геометрії – це заключний етап аналізу і показує кількість сегментів, які не були усунені на попередніх етапах перевірки. Аналіз геометрії є важливим кроком у верифікації зі значним впливом на кінцевий результат.

Деякі об'єкти класифікуються як помилки другого типу. Щоб оцінити причини цих невдач, кожен об'єкт було перевірено і класифіковано як одна або більше наступних категорій помилок: кут нахилу, складна форма об'єкту, розмір, складна тінь.

Значна кількість об'єктів з помилками була класифікована як тінь. Ці об'єкти мають особливості тіні, котрі перешкоджають тіньовому аналізу. Деякі фактори можуть бути додатково досліджені і враховані (розмір, тіні і комплекси), а деякі (складна форма) залишаться перешкодою на шляху до автоматизованого процесу вилучення. Невелика, незначна особливість не матиме значної присутності в гістограмі зображення і не буде легко ідентифікована. Коли тільки один об'єкт знаходиться на ділянці, він зазвичай охоплює велику площу в межах ділянки. Фрагмент з декількома об'єктами може знизити загальний рівень їх розпізнавання. Складні структури можуть бути окремо вилучені в межах декількох ділянок. Автоматичний процес не може з легкістю вилучити кілька секцій однієї і тієї ж структури, оскільки кожна секція окремо не обов'язково схожа на сегмент об'єкту. В результаті, рекомендується спочатку об'єднати ділянки, які перетинають границі ділянки. Крім складних конструкцій, об'єкти мають секції за межами границь ділянок. Оскільки процес обмежує область вилучення межами ділянки, значні секції за її межами однозначно можуть ускладнити процес розпізнавання. Складні структури можуть бути вилучені по частинах в межах декількох ділянок.

На рисунку 4.7 наведено інтерфейс програмного додатку.



рисунок 4.7 – Інтерфейс адміністратора

На рисунках 4.8 – 4.11 наведено приклади роботи додатку.



Рисунок 4.8 – Виділення контуру будівлі складної форми

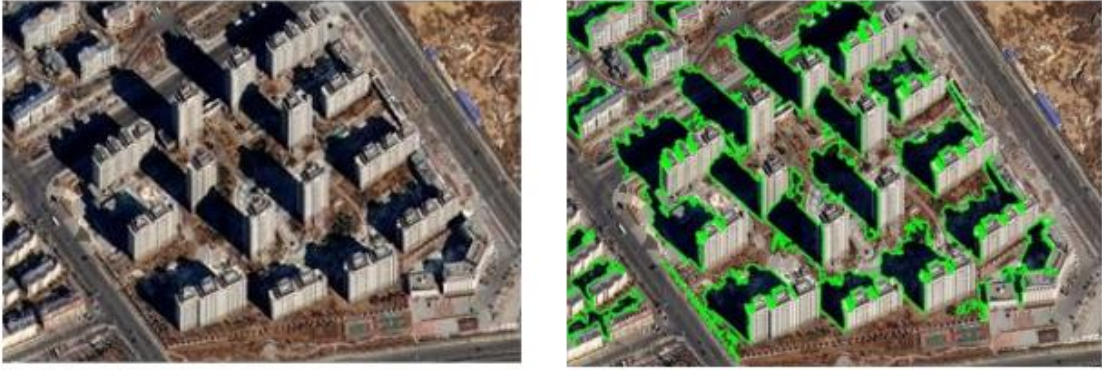


Рисунок 4.9 – Тіньовий аналіз

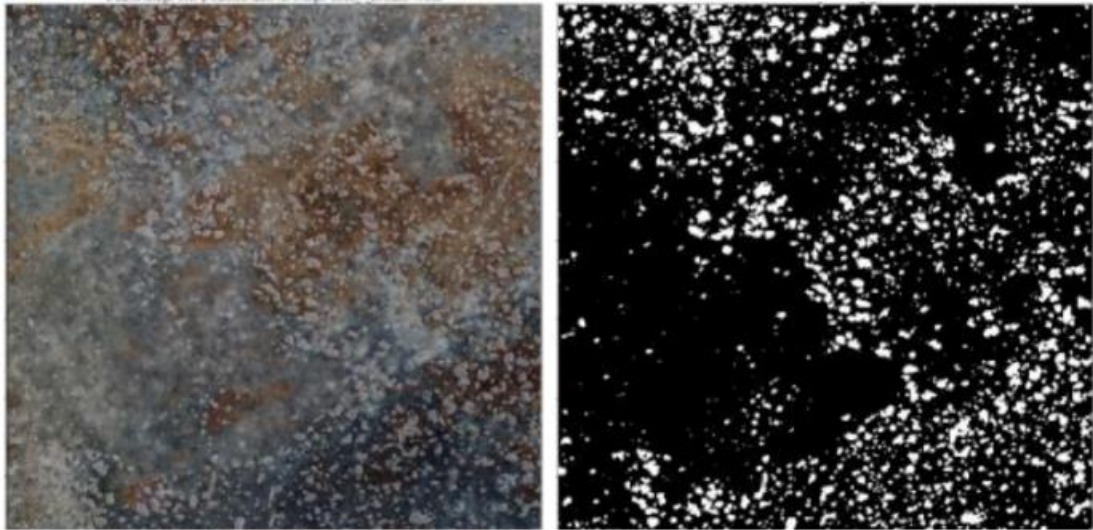


Рисунок 4.10 – Розпізнавання насаджень (binary)

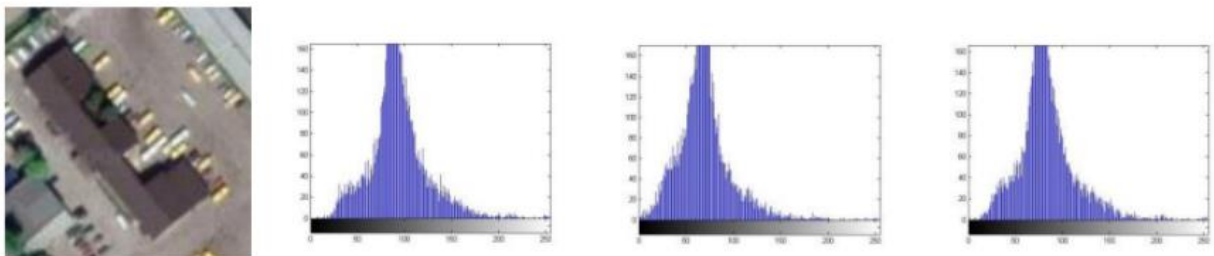


Рисунок 4.11 – Аналіз гістограм на ділянці зображення з будинком

ВИСНОВКИ

Кваліфікаційну роботу виконано згідно з методичними вказівками до виконання та захисту кваліфікаційної роботи другого (магістерського) рівня вищої освіти [1].

Метою роботи є вивчення та аналіз існуючих способів реалізації технології розпізнавання образів місцевості для створення навчальної симуляції для продуктивного навчання особового складу з мінімізацією ризиків для гравців.

Для виконання поставленої мети в роботі:

- досліджено види існуючих навчальних тренажерів;
- досліджено технологію розпізнавання образів місцевості;
- досліджено напрями використання технології розпізнавання образів місцевості;
- досліджено методи машинного навчання для побудови систем розпізнавання образів місцевості;
- сформовано вимоги до реалізації системи розпізнавання образів місцевості;
- розглянуто етапи реалізації системи розпізнавання образів місцевості;
- представлено модель системи навчального тренажеру;
- представлено модель додатку для ідентифікації об'єктів місцевості.

Представлена в роботі модель системи розпізнавання образів у сукупності із методами і бібліотеками комп'ютерного зору дозволяє працювати із зображеннями, знаходити та класифікувати об'єкти даних.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Методичні вказівки щодо розробки та оформлення кваліфікаційної роботи (для студентів усіх форм навчання другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 122 Комп'ютерні науки освітньо-професійної програми «Інформаційні управляючі системи та технології») / Упоряд.: Петров К.Е., Левикін В.М., Чалий С.Ф., Євланов М.В., Саєнко В.І., Міхнов Д.К., Міхнова А.В., Чала О.В. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 30 с.;

2. Гнатушенко В.В. Розпізнавання будівель на цифрових мультиспектральних фотограмметричних зображеннях високого просторового розрізнення / В.В.Гнатушенко, Н.О.Соколова, Т.В.Касьяненко // Нові технології.- Кременчук: ІЕНТ, 2013.- № 3-4 (7-8). – С. 58-63.;

3. Соколова Н.О. Використання наявності тіні при розпізнаванні будівель на супутникових зображеннях високого розрізнення / Н.О.Соколова, Є.О.Обиденний. // Вісник Херсон. нац. техн. ун-та. – Херсон, 2017. – №3(62) Т.1. – С.345-348.;

4. Соколова Н.О. Розпізнавання контурів будівель на супутникових зображеннях високого просторового дозволу / Н.О.Соколова // Вісник Херсон. нац. техн. ун-ту. – Херсон, 2015. – №3(54) – С.610-615.;

5. Гнатушенко В.В. Технологія розпізнавання об'єктів міської забудови за супутниковими зображеннями надвисокого просторового розрізнення / В.В.Гнатушенко, Н.О.Соколова // Матеріали міжнародної науковопрактичної конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» ISDMCI'2014, Херсон, 28-31 травня 2014 р., с.57-58.;

6. Дорожинський О.Л. Фотограмметрія: підручник. / О.Л.Дорожинський, Р.Тукай. – Львів: Вид-во НУ "Львівська політехніка", 2008. – 332с.;

7. Michel J. Stable mean-shift algorithm and its application to the segmentation of arbitrarily large remote sensing images / J. Michel, D. Youssefi, M. Grizonnet // IEEE Transactions, Geoscience and Remote Sensing. – 2015. –

Vol. 53. – No. 2. – P. 952-964.;

8. Sarmah S. A grid-density based technique for finding clusters in satellite image / S.Sarmah, D.K.Bhattacharyya // Pattern Recognition Letters. – 2012. – Vol. 33. – No. 5. – P.589-604.;

9. Gonzalez R. Digital Image Processing. / R. Gonzalez, R. Woods. [Edition 3, corrected and enlarged]. – M.: Technosfera, 2012. – 1104s.;

10. Сойфер В.А.. Методи комп'ютерної обробки зображень / Під ред. В.А. Сойфера [2-е вид., Випр.] - М.: ФІЗМАТЛІТ, 2003. - 784с.;

11. Лукашенко Г. Застосування хвильового алгоритму знаходження скелета растрового зображення [Електронний ресурс] / Г.Лукашенка. - Режим доступу: <http://www.ocrai.narod.ru/vectory.html>;

12. Li H.Y. A New Solution of Automatic Building Extraction in Remote Sensing Images. / H.Y.Li, H.B.Wang, C.D.Ding. // Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006. IGARSS 2006. – IEEE International Conference on. – P.3790-3793.;

13. Muller S. Robust building detection from aerial images. / S.Muller, D.W.Zaum.// IAPRS, Vienna, Austria. – 2005. – Vol. XXXVI,. – Part.3/W24. P.143-148.;

14. Irvin B.R. Methods for exploiting the relationship between buildings and their shadows in aerial imagery. / B.R.Irvin and D. M.Mckeown Jr. // IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics. – 1989. – 19(6). – P. 1564-1575.;

15. Wang J. Z. Unsupervised multiresolution segmentation for images with low depth of field. / J.Z.Wang, L.Jia, R.M.Gray, G.Wiederhold. // Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. – 2001. – 23(1). –P.85-90.;

16. Shapiro L. Computer vision. / L. Shapiro, J. Stockman. – M.: BINOMIAL. Knowledge Laboratory, 2006. - 752p.;

17. SkyNet Library. [Electronic resource]. - Access mode: <https://github.com/Tyill/skynet>;

18. Rosin P. L. Measuring rectangularity. / P. L. Rosin // March.

Vision Appl, 1999 – 11(4), pp. 191-196.;

19. Імітаційні ігри-симулятори або ігри-катастрофи [Електронний ресурс] - Режим доступу: [www / URL: https://stud.com.ua/88223/pedagogika/imitatsiyi_igri_simulyatsiyi_igri_katastrofi](http://www.stud.com.ua/88223/pedagogika/imitatsiyi_igri_simulyatsiyi_igri_katastrofi) - 29.11.2022 р. - загл. з екрану;

20. Цивільні симулятори та навчальні системи [Електронний ресурс] - Режим доступу: [www / URL: https://logika.ua/products/civil_engineering_simulators/](http://www.logika.ua/products/civil_engineering_simulators/) - 26.11.2022 р. - загл. з екрану;

21. Very Deep Convolutional Networks For Large-Scale Image Recognition [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>;

22. Personalized Adaptation of Learning Environments Filatov, V., Zolotukhin, O., Yerokhin, A., Kudryavtseva, M. Proceedings of the International Conference on Advanced Optoelectronics and Lasers, CAOL, 2019, 2019-September, pp. 584–587, 9019525.