

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**  
**Географічний факультет**  
**Кафедра геодезії та картографії**

На правах рукопису УДК: 528.93:004.8

**ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ПРИ ЗБОРІ ТА ОБРОБЦІ**  
**ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ**

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Галузь знань 19 – «Архітектура та будівництво»

Спеціальність 193 – «Геодезія та землеустрій»

Освітня програма «Геодезія та землеустрій»

Кваліфікаційна робота бакалавра  
студентки 4 курсу  
освітнього рівня бакалавр  
*Шевцової Аліси Олександрівни*

Науковий керівник:  
*Яценко Ольга Юріївна*  
*Асистент кафедри геодезії та картографії*

Допущено до захисту:

Протокол засідання кафедри №\_\_\_ від «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_\_ року

Завідувач кафедри \_\_\_\_\_ проф. Даценко Л.М.

**КИЇВ – 2025**

## ЗМІСТ

Анотація.....	3
<b>ВСТУП</b> .....	<b>5</b>
<b>РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ЗБОРУ ТА ОБРОБКИ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ. 9</b>	<b>9</b>
1.1. Поняття геопросторових даних та їх джерела.....	9
1.2. Геоматика та концепція GeoAI.....	14
1.3. Ключові області застосування та моделі в GeoAI.....	19
Висновки до розділу 1 .....	22
<b>РОЗДІЛ 2. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ГЕОПРОСТОРОВИХ ТА ГЕОДЕЗИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЯХ .....</b>	<b>23</b>
2.1. Огляд інтеграції між геопросторовим штучним інтелектом та дистанційним зондуванням .....	23
2.2. Напрями застосування штучного інтелекту при геодезичному моніторингу будівель та споруд.....	28
2.3. Перспективи використання штучного інтелекту в сфері управління земельними ресурсами.....	33
Висновки до розділу 2 .....	40
<b>РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНІ АСПЕКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УПРАВЛІННІ ГЕОПРОСТОРОВИМИ ДАНИМИ .....</b>	<b>42</b>
3.1. Використання ШІ для оптимізації побудови цифрових моделей місцевості.....	42
3.2. Переваги та обмеження впровадження технологій ШІ в управлінні геопросторовими даними.....	49
3.3. Перспективи розвитку ШІ у сфері управління геопросторовими даними в Україні .....	53
Висновки до розділу 3 .....	56
<b>ВИСНОВКИ</b> .....	<b>58</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ</b> .....	<b>61</b>
<b>ДОДАТКИ</b> .....	<b>67</b>

## Анотація

Прізвище та ініціали здобувача: Шевцова А.О.

Назва роботи: Використання штучного інтелекту при зборі та обробці геопросторових даних

Спеціальність: 193 Геодезія та землеустрій

Заклад вищої освіти, структурний підрозділ: КНУ ім. Тараса Шевченка, Географічний факультет

Місто, рік: Київ, 2025

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню можливостей застосування штучного інтелекту (ШІ) у сфері збору, обробки та аналізу геопросторових даних. Актуальність теми зумовлена зростаючою потребою в автоматизованих і високоточних рішеннях для роботи з просторовою інформацією у таких галузях, як геодезія, землеустрій, містобудування та моніторинг територій.

У першому розділі розглянуто теоретичні основи дослідження: охарактеризовано геопросторові дані, їх роль і типи джерел, а також представлено концепцію GeoAI як інноваційного напрямку, що об'єднує геоінформаційні системи, машинне навчання, комп'ютерний зір і дистанційне зондування Землі. Проаналізовано основні завдання, моделі та методи, які застосовуються в цьому напрямі.

Другий розділ присвячено аналітичному огляду прикладів використання ШІ у поєднанні з геоматикою та дистанційним зондуванням. Розглянуто його роль у геодезичному моніторингу будівель і споруд, а також у попередньому аналізі змін землекористування та виявленні потенційних порушень меж. Підкреслено, що більшість інструментів реалізується у вигляді окремих скриптів і моделей, які автоматизують рутинні процеси, але потребують подальшої експертної верифікації.

У третьому розділі досліджено практичні аспекти застосування ШІ у створенні цифрових моделей місцевості та обробці хмар точок. Описано переваги таких рішень — точність, масштабованість, робота з великими

обсягами даних. Разом із тим, визначено обмеження: висока вартість, потреба в якісних даних і спеціалізованих знаннях. Окрему увагу приділено перспективам розвитку ШІ в Україні — від створення цифрових двійників територій до інтеграції в державні кадастрові та містобудівні системи.

Отримані результати підтверджують значний потенціал штучного інтелекту в модернізації геоінформаційних процесів. Наукова новизна полягає в узагальненні сучасних підходів до застосування ШІ у сфері геоданих із фокусом на можливості для України. Практичне значення роботи полягає у формуванні аналітичної основи для впровадження інтелектуальних технологій у прикладні ГІС-рішення.

Особистий внесок здобувача полягає в аналітичному опрацюванні джерел, структуризації матеріалу, узагальненні прикладів і формулюванні висновків щодо застосування ШІ у просторі геодезичних і кадастрових завдань.

Ключові слова: штучний інтелект, машинне навчання (ML), глибинне навчання (DL), геопросторові дані, GeoAI, цифрова модель місцевості, ГІС, хмара точок.

## ВСТУП

У сучасному світі геопросторові дані стали критично важливим ресурсом для прийняття рішень у широкому спектрі галузей — від містобудування та екологічного моніторингу до національної безпеки, агропромислового комплексу та управління інфраструктурою. З розвитком цифрових технологій обсяг таких даних стрімко зростає, що потребує нових підходів до їх збору, обробки, аналізу та інтерпретації. У зв'язку з цим на перший план виходять сучасні інструменти та технології, серед яких особливе місце посідає штучний інтелект (ШІ).

Штучний інтелект, як сукупність методів, що дозволяють комп'ютерним системам імітувати інтелектуальну діяльність людини, відкриває нові горизонти у сфері геоінформаційних технологій. Завдяки машинному навчанню, глибинному навчанню, нейронним мережам, методам комп'ютерного зору та обробки природної мови, ШІ здатен автоматизувати рутинні процеси аналізу просторових даних, підвищити точність результатів, забезпечити виявлення прихованих закономірностей у великих масивах інформації.

Галузь, що об'єднує геонауки з інструментами штучного інтелекту, вже має свою окрему назву — GeoAI (Geospatial Artificial Intelligence). GeoAI являє собою інтердисциплінарну область, що поєднує геоматику, геоінформаційні системи (ГІС), дистанційне зондування Землі (ДЗЗ), картографію та технології штучного інтелекту. Використання GeoAI дозволяє створювати динамічні цифрові моделі місцевості, проводити моніторинг змін земної поверхні, здійснювати автоматичне розпізнавання об'єктів на супутникових та аерофотознімках, оптимізувати кадастровий облік, а також прогнозувати ризики, пов'язані з природними та техногенними процесами.

Особливо актуальним є застосування штучного інтелекту в галузі геодезії, яка традиційно була тісно пов'язана з точністю, стандартизацією та великою кількістю польових вимірювань. Сучасні геодезичні прилади вже інтегрують інтелектуальні модулі для автоматичного збору даних, а також підтримують алгоритми машинного навчання для обробки інформації у режимі реального

часу. Крім того, в кадастровому обліку, топографічному зніманні, моніторингу будівельних конструкцій та інженерних споруд, системи ШІ здатні значно підвищити ефективність і зменшити людський фактор.

Зважаючи на значний науковий та прикладний потенціал використання ШІ у геодезичних роботах, постає потреба у глибшому аналізі існуючих моделей, методів та технологій, які можуть бути впроваджені для роботи з геопросторовими даними. Крім того, важливим є вивчення практичних кейсів, які демонструють ефективність таких рішень в українських реаліях, а також розгляд перспектив і викликів, що можуть постати під час впровадження ШІ у вітчизняну геодезичну галузь.

**Метою** даної кваліфікаційної роботи є дослідження можливостей і перспектив використання технологій штучного інтелекту для збору та обробки геопросторових даних, зокрема в контексті геодезичних робіт. У межах дослідження буде розглянуто теоретичні основи GeoAI, проведено аналітичний огляд існуючих рішень і моделей, а також розглянуто практичні аспекти застосування ШІ в побудові цифрових моделей місцевості, кадастрових процедурах та моніторингу інфраструктури.

**Актуальність теми** зумовлена стрімким розвитком цифрових технологій та нагальною потребою у підвищенні ефективності геодезичних робіт в умовах обмежених ресурсів та зростаючих вимог до точності і швидкості робіт. Вивчення можливостей використання ШІ саме в цій сфері є кроком до цифрової трансформації геопросторової інфраструктури України.

**Об'єктом** дослідження виступають геопросторові дані та процеси їх збирання і обробки.

**Предметом** дослідження є методи, алгоритми та практичні інструменти штучного інтелекту, які застосовуються в геодезичній і суміжних галузях.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Проаналізувати сучасний стан розвитку штучного інтелекту та його вплив на геодезичні технології.

2. Визначити основні алгоритми та методи штучного інтелекту, які можуть бути застосовані у геодезії.
3. Дослідити практичні приклади використання ШІ для збору і обробки геопросторових даних та оцінити їх ефективність.
4. Виявити основні переваги та обмеження впровадження технологій ШІ у геодезичних роботах.
5. Розглянути перспективи розвитку та вдосконалення методів використання ШІ у сфері геодезії.

Таким чином, дослідження даної теми є актуальним і важливим для сучасної науки та практичної діяльності, оскільки впровадження технологій штучного інтелекту сприяє підвищенню ефективності геодезичних робіт, що має велике значення для розвитку інженерії, містобудування, екологічного моніторингу та інших суміжних сфер.

У роботі застосовано комплекс наукових **методів дослідження** для досягнення поставленої мети. Аналіз і синтез використано для вивчення існуючих технологій штучного інтелекту та можливостей їх застосування в геодезичній галузі. Метод порівняння застосовано для співставлення ефективності традиційних методів геодезичних вимірювань із методами на основі штучного інтелекту. Сходження від абстрактного до конкретного використано для формулювання практичних рекомендацій щодо впровадження ШІ в геодезичну практику. Індукція і дедукція застосовано при аналізі результатів експериментальних досліджень та формулюванні висновків щодо ефективності застосування конкретних типів нейромереж для вирішення геодезичних задач. Метод прогнозування використано для визначення перспективних напрямків розвитку штучного інтелекту в геодезії.

**Структура роботи.** Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 58 сторінок основного тексту. У першому розділі розглядаються теоретичні основи поняття GeoAI, геопросторових даних і моделей ШІ, які застосовуються в аналізі просторової інформації. У другому розділі проводиться

аналітичний огляд напрямів інтеграції ШІ з геоматикою, а також аналізуються приклади його використання у моніторингу деформації споруд та кадастрових роботах. У третьому розділі розкриваються практичні аспекти впровадження інтелектуальних для оптимізації побудови цифрових моделей місцевості та оцінюються переваги, обмеження і перспективи подальшого розвитку. Список використаних джерел містить 43 найменувань. Робота включає 1 додаток, розміщений на 1 сторінці, який містить таблицю «Основні сфери застосування та моделі в GeoAI».

## РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ЗБОРУ ТА ОБРОБКИ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ

### 1.1. Поняття геопросторових даних та їх джерела

Геопросторові дані — це дані, які мають географічну прив'язку, тобто пов'язані з конкретним місцем або регіоном на поверхні Землі. Вони можуть бути представлені у вигляді координат, зображень, відео, растрових та векторних форматів, або цифрових служб, які інтегрують ці типи даних. Такі дані описують положення, розміри, властивості або динаміку об'єктів, явищ або процесів у географічному просторі. Це можуть бути як фізичні об'єкти (будівлі, річки, дороги), так і соціальні або екологічні явища (розселення населення, поширення інфекцій, зміни земного покриву). Відтак, геопросторові дані є основою для відображення, аналізу і моделювання географічної реальності в цифровій формі [30].

У сучасному інформаційному суспільстві геопросторові великі дані набули надзвичайної важливості завдяки своїй здатності забезпечувати просторовий контекст до широкого спектра явищ, процесів та рішень. Ці дані характеризуються швидким зростанням обсягів, розмаїттям джерел, високою просторовою і часовою деталізацією, а також складністю в управлінні. Вони формуються з численних джерел, включаючи супутникові платформи, дистанційне зондування, мобільні пристрої, датчики IoT, а також за результатами польових досліджень. Така різноманітність джерел створює як потужні аналітичні можливості, так і нові виклики, пов'язані з інтегрованістю, стандартизацією, забезпеченням якості, управлінням обсягами даних та їх ефективною візуалізацією.

Геопросторові дані мають вирішальне значення для прийняття рішень у сфері сталого розвитку, природоохоронної політики, урбаністики, охорони здоров'я, транспорту, енергетики тощо. Вони забезпечують фундамент для картографування, моделювання, прогнозування та виявлення просторових закономірностей, що неможливо отримати без географічного контексту. З розвитком машинного навчання та штучного інтелекту відкриваються нові

можливості для обробки, інтерпретації та автоматичного виявлення значимих характеристик у великих геопросторових масивах даних. Зокрема, глибинне навчання дозволяє автоматично класифікувати об'єкти на супутникових зображеннях, виявляти зміни на місцевості, прогнозувати наслідки стихійних лих тощо.

Однак попри великі переваги, ефективне використання геопросторових даних стикається з рядом серйозних труднощів. Зокрема, проблеми охоплюють забезпечення точності та актуальності даних, оптимізацію форматів зберігання та сумісності, зниження витрат на збір та обробку, а також подолання технічних бар'єрів у країнах з недостатньо розвиненою цифровою інфраструктурою. Ці виклики актуалізують необхідність розробки стратегій, орієнтованих на цілісне використання геопросторової інформації, що відповідає вимогам різних галузей та підтримує процеси наукового аналізу, планування і прийняття рішень.

Цінність геопросторових даних зростає завдяки їхній універсальності та можливості інтегруватися з іншими джерелами інформації. Завдяки цій гнучкості вони використовуються у великій кількості сфер — від щоденних навігаційних систем до складних інженерних, екологічних та гуманітарних завдань. Метадані також відіграють важливу роль, оскільки забезпечують опис контексту даних — джерело, дату створення, точність, метод збору, тощо. Таким чином, визначення, класифікація та структуризація геопросторових даних є першим критичним етапом у забезпеченні їх ефективного використання в інформаційно-аналітичних процесах [27].

Геопросторові дані можуть бути представлені у різноманітних форматах, які структуровано поділяються на просторові та атрибутивні. Просторові дані визначають географічне положення об'єктів і подій за допомогою координат ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ), тоді як атрибутивні (непросторові) описують властивості цих об'єктів — наприклад, назву, тип, стан або значення. Разом вони утворюють повноцінні набори даних, які можна аналізувати, візуалізувати та використовувати для прийняття рішень [26].

Найпоширенішими моделями даних є векторна та растрова. Векторна модель базується на дискретних геометричних об'єктах — точках, лініях і полігонах. Вона добре підходить для представлення структурованих об'єктів з чіткими межами — наприклад, будівель, доріг, меж адміністративних одиниць. Ця модель забезпечує високу просторову точність, ефективне зберігання та гнучкість у редагуванні. Проте вона менш ефективна для аналізу безперервних явищ, таких як температура або опади.

Натомість растрова модель представляє просторові дані у вигляді сітки пікселів, кожен з яких має числове значення. Вона ідеальна для опису безперервних полів — рельєфу, забруднення повітря, сільськогосподарських характеристик тощо. Чим дрібніші пікселі — тим вища точність. Але при цьому зростає обсяг збережених даних та потреби в обчислювальних ресурсах. Растрові моделі часто використовуються у супутникових знімках та цифрових моделях рельєфу.

Для представлення рельєфу існує модель TIN (Triangulated Irregular Network), яка використовується у вигляді трикутних сіток, що базуються на висотних точках. Це дає змогу будувати високоточні цифрові моделі рельєфу, які враховують складну геометрію місцевості. Розуміння типів і моделей геопросторових даних є ключовим для правильного вибору способів обробки, аналізу і візуалізації просторової інформації.

Процес збору геопросторових даних є критичним етапом у створенні надійної інформаційної бази для аналізу просторових явищ. Він охоплює методи, інструменти та джерела, що дозволяють отримати точну інформацію про місцезнаходження, форму, динаміку і атрибути об'єктів на поверхні Землі. Успішне збирання даних залежить від ряду факторів: мети дослідження, доступності ресурсів, необхідної точності, територіального охоплення, бюджетних обмежень та часових рамок.

Існують два основних джерела збору геопросторових даних: первинні (прямі) та вторинні (непрямі). Первинні передбачають безпосереднє отримання інформації в полі за допомогою геодезичних інструментів, GNSS-приймачів,

лазерного сканування, або шляхом дистанційного зондування — наприклад, з використанням супутників, літаків або безпілотників. Вторинні джерела включають вже існуючі набори даних, карти, плани, статистичну інформацію та інші документи, які потребують обробки, оцифрування та геоприв'язки.

Особливо важливу роль відіграють сучасні технології дистанційного зондування, які дозволяють отримувати великі обсяги високоякісних даних із віддалених або важкодоступних районів. Супутникові знімки, аерофотозйомка, LiDAR, гіперспектральна зйомка — усе це забезпечує детальне відображення об'єктів земної поверхні. Останніми роками також активно використовуються БПЛА (дрони), які надають оперативні та високоточні зображення з невеликих висот.

Збір геопросторових даних — це не лише технічний процес, а й аналітична діяльність, що потребує розуміння потреб користувачів, стандартів якості, форматів збереження та подальшого використання. У середньому, до 80% витрат у проєктах, пов'язаних із ГІС, припадає саме на етап збору даних. Тому важливо поєднувати традиційні та новітні методи збору, створюючи надійні та актуальні інформаційні ресурси для просторового аналізу.

Геопросторові дані мають широкий спектр застосувань у різних секторах — від геодезії та містобудування до охорони здоров'я, енергетики, сільського господарства та управління природними ресурсами. Завдяки поєднанню просторового та тематичного контексту, вони дозволяють моделювати ситуації, виявляти закономірності, здійснювати прогнозування та ухвалювати рішення на основі доказів.

В агросекторі геопросторові технології використовуються для створення цифрових карт ґрунтів, моніторингу стану посівів, прогнозування врожайності та оцінки впливу клімату на продуктивність. За допомогою супутникових і безпілотних платформ фермери можуть своєчасно виявляти хвороби рослин, регулювати іригацію та мінімізувати використання добрив. У лісовому господарстві геодані дають змогу оцінювати стан лісів, прогнозувати ризики пожеж, відстежувати незаконні вирубки [5].

У сфері охорони довкілля просторові дані застосовуються для моніторингу змін клімату, оцінки забруднення повітря та води, моделювання ерозій, збереження біорізноманіття. Геопросторові технології дозволяють виявляти вразливі екосистеми та планувати заходи для їх захисту. У містах ці дані використовуються для планування інфраструктури, зонування, оптимізації транспортних потоків, моніторингу забудови, аналізу густоти населення тощо [28].

В енергетичному секторі вони допомагають визначати розташування нових електростанцій, оптимізувати мережі, оцінювати потенціал відновлюваної енергії та зменшувати екологічний вплив. У сфері охорони здоров'я геопросторові системи використовуються для аналізу розповсюдження захворювань, управління медичними ресурсами, планування розміщення лікарень та мобільних пунктів допомоги [29].

Геопросторові дані мають також стратегічне значення для безпеки, картографування зон ризику, реагування на надзвичайні ситуації та військового планування. На глобальному рівні вони відіграють важливу роль у забезпеченні геополітичного моніторингу, оцінці гуманітарних криз, контролі за дотриманням міжнародних угод та плануванні миротворчих операцій. Організації, такі як ООН, НАТО, Червоний Хрест та інші, активно використовують просторову аналітику для координації дій у зонах конфлікту, розподілу допомоги, евакуації населення та відновлення інфраструктури.

Завдяки супутниковим даним можливо оперативно виявляти стихійні лиха — повені, землетруси, лісові пожежі — та оцінювати їхній масштаб. У поєднанні з моделями прогнозування це дозволяє не лише реагувати, а й запобігати втратам шляхом раннього попередження та планування заходів із мінімізації наслідків. Такі підходи вже застосовуються в системах глобального спостереження, як-от Copernicus чи Landsat.

У перспективі, із розвитком інфраструктури відкритих даних, сенсорних мереж і технологій штучного інтелекту, роль геопросторових даних продовжить зростати. Вони стануть невід'ємною частиною цифрових двійників територій,

інтелектуальних міст, автономних систем керування, та сприятимуть реалізації концепцій сталого розвитку, безпечного середовища та ефективного управління на національному й міжнародному рівнях.

## 1.2. Геоматика та концепція GeoAI

З огляду на багатовекторне застосування геопросторових даних та зростаючу потребу в їх оперативній обробці, особливого значення набуває інтеграція цих даних із сучасними цифровими технологіями. У цьому контексті ключову роль починає відігравати геоматика.

Геоматика — це багатодисциплінарна галузь, яка спеціалізується на автоматизованій обробці та управлінні складними 2D або 3D даними. Це передбачає збір, зберігання, інтеграцію, моделювання та аналіз просторово прив'язаної інформації в цифрових форматах з високою точністю та послідовністю [35]. Геоматика використовує різні інструменти та методи збору даних, у тому числі дистанційне зондування, для ефективної обробки великих обсягів даних міждисциплінарним та сумісним способом. Ця галузь охоплює різні піддисципліни, такі як геодезія, землеустрій, геологія, фотограмметрія та картографія, які взаємопов'язані для полегшення збору та представлення даних [35].

Експерти детально дослідили переваги та застосування сучасних алгоритмів штучного інтелекту (ШІ) у різних областях. Обробка геоматичних даних не є винятком, оскільки ШІ пропонує значні можливості в цій галузі. Однак розуміння того, як штучний інтелект можна налаштувати або розробити відповідно до унікальних вимог геоматичних даних, має вирішальне значення. Інтеграція методів ШІ в геоматику породила геопросторовий штучний інтелект (GeoAI), новий підхід до розкриття географічної інформації. Тим не менш, залишається дефіцит всебічних досліджень конкретних застосувань штучного інтелекту в геопросторових контекстах.

Геопросторовий штучний інтелект, часто відомий як GeoAI, нещодавно привернув до себе велику увагу. GeoAI, галузь, що розвивається, спрямована на

допомогу в організації того, як ми думаємо та підходимо до обробки та аналізу просторових великих даних, можна описати як нову наукову дисципліну, яка поєднує інновації в просторовій науці, методи штучного інтелекту, такі як машинне навчання (ML) та глибоке навчання (DL), інтелектуальний аналіз даних та високопродуктивні обчислення. За даними Gartner, GeoAI – це використання методів штучного інтелекту, включаючи ML та DL, для отримання знань шляхом аналізу просторових даних та зображень [6]. Збільшення доступності геопросторових даних, розвиток штучного інтелекту та наявність величезної обчислювальної потужності призвели до зростання актуальності та потенціалу GeoAI. Концепція була розміщена в ширших рамках взаємозв'язків між ШІ та іншими системами як піддисципліна ШІ, яка використовує ML для вилучення знань із просторових даних [32].

Звісно, системи GeoAI сьогодні відіграють важливу роль, розвиваючи традиційні технології штучного інтелекту та впроваджуючи нові методи для вирішення унікальних проблем, що виникають через природу величезних, складних, різноманітних та зростаючих геопросторових даних, які вважаються геоприв'язаними даними з маркерами місцезнаходження.

Перш за все, враховуючи характер теми та через перетин штучного інтелекту з багатьма різними науковими дисциплінами та галузями, нам потрібно уточнити деякі основні терміни штучного інтелекту та геопросторових даних, а саме [13] [33]:

1) Штучний інтелект: вивчення та проектування машин або обчислювальних методів, які можуть виконувати завдання, що зазвичай потребують людського інтелекту, такі як міркування, навчання та передбачення, що дозволяє їм належним чином функціонувати у своєму середовищі.

2) Машинне навчання: підгалузь у штучному інтелекті, яка спирається на статистичні методи або методи числової оптимізації для отримання моделей з даних без явного програмування кожного параметра моделі або обчислювального кроку.

3) Глибоке навчання: особливий тип машинного навчання, де штучні нейронні мережі та алгоритми, натхненні людським мозком, вивчають закономірності та правила прогнозування з великих обсягів даних.

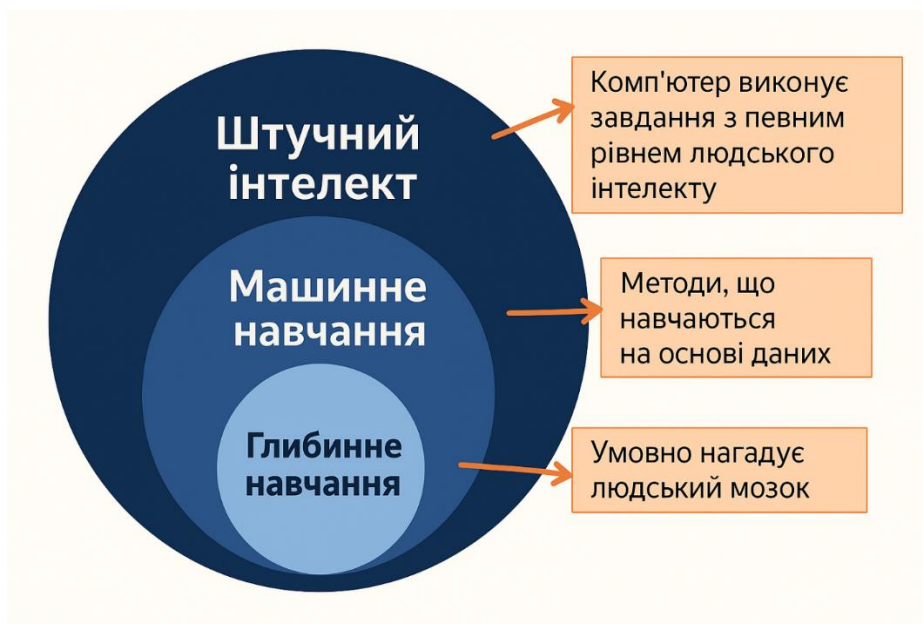
4) Згорткова нейронна мережа: ЗГМ – це клас алгоритмів глибокого навчання, які використовують згортку, а не загальне множення матриць принаймні в одному з шарів своєї нейронної мережі.

5) GeoAI: це нова наукова дисципліна, яка поєднує інновації в просторовій науці, методах ШІ/МО (наприклад, глибоке навчання), інтелектуальному аналізі даних та високопродуктивних обчисленнях для вилучення знань з просторових великих даних.

6) Геопросторові: збірний термін для даних та пов'язаних з ними технологій, що мають географічний або локаційний компонент, часто відносно Землі.

Для кожного з попередніх термінів існує низка визначень, і визначення кожного терміну було обрано таким, щоб воно було придатним для цього дослідження. Штучний інтелект та інші попередні терміни є популярними термінами в нашу епоху. І знання того, що це таке та яка різниця між ними, є важливішим, ніж будь-коли. Хоча ці терміни можуть бути тісно пов'язані, між ними є відмінності (рис.1.1)

Т. Вопхем та ін. [51] визначив GeoAI як «нову наукову дисципліну, що поєднує інновації в просторовій науці, методи штучного інтелекту в машинному навчанні (наприклад, глибоке навчання), інтелектуальний аналіз даних та високопродуктивні обчислення для вилучення знань з просторових великих даних» та [6] ілюструє, що «поєднання штучного інтелекту (ШІ) та геоінформаційних систем (ГІС) створює GeoAI».



**Рис. 1.1 Зв'язок всередині ШІ. Створено автором**

Таким чином, геоінтелект (GeoAI) – це місце, де сходяться геопросторові технології, зображення та штучний інтелект. Геопросторовий інтелект також можна назвати новою формою машинного навчання, що базується на географічному компоненті. Рисунок 1.2 ілюструє концепцію GeoAI. Штучний інтелект (ШІ) стосується машин, які розуміють світ, автоматизують процеси, що створюють масштабовані висновки з великих даних [4].



**Рис. 1.2. Концепція GeoAI. Створено автором**

Машинне навчання — це підмножина штучного інтелекту, яка зосереджена на отриманні комп'ютерами знань для ітеративного вилучення інформації та навчання на основі закономірностей у необроблених даних [4]. DL вважається підгрупою машинного навчання, яка черпає натхнення з функцій мозку, представляючи гнучкий та потужний спосіб, що дозволяє комп'ютерам навчатися на досвіді та розуміти світ як вкладену ієрархію понять, де комп'ютер здатний вивчати складні поняття, будуючи їх з простіших понять [4]. Глибоке навчання застосовувалося до обробки природної мови, комп'ютерного зору та автономного водіння [4].

Хоча інтелектуальний аналіз даних стосується методів виявлення нових та цікавих закономірностей з великих наборів даних, таких як визначення частих наборів елементів в записах онлайн-транзакцій багато методів аналізу даних було розроблено як частина машинного навчання. GeoAI – це нова наука, яка використовує досягнення високопродуктивних обчислень для застосування технологій ШІ, таких як машинне навчання, навчання з ділянкою та DM, для вилучення значущої інформації з великих геопросторових даних. Так само GeoAI є спеціалізованою галуззю в просторовій науці, оскільки певні просторові технології, включаючи ГІС, повинні використовуватися для обробки та аналізу просторових даних, оскільки вона спеціально зосереджена на застосуванні технологій ШІ для аналізу великих просторових даних з метою розробки рішень та дій.

### Відмінності між GeoAI та стандартним ШІ

По-перше, геопросторові та просторово-часові дані для аналізу вимагають зовсім іншого способу міркування, ніж вирішення інших класичних задач ШІ. Для правильного аналізу векторні дані, що вказують на зв'язок об'єктів, потрібні різні види алгоритмів, такі як CNN. GeoAI також залишається новою дисципліною та потребує інновацій у вирішенні різних тем, таких як багатовимірні дані, програми реального часу та гіперспектральність. У таблиці 1.1 представлені основні важливі відмінності між GeoAI та класичним ШІ.

Таблиця 1.1

## Основні відмінності між GeoAI та класичним ШІ [33].

Елемент	Опис
Тип даних	Геопросторові дані стосуються фізичного розташування, близькості людей та об'єктів у просторі та часі, що робить їх динамічними.
Обсяг даних	Обсяг геопросторових даних зазвичай дуже великий, оскільки це одна з найінтенсивніших за даними сфер застосування. Дані є надзвичайно великими, складними, швидко зростають і часто включають елементи реального часу, які збираються за допомогою датчиків, пристроїв та супутників і можуть містити архіви за десятки років.
Високорозмірні дані	На відміну від класичного аналізу у низькорозмірних просторах, у геопросторовій сфері зростає використання високорозмірних даних. При поєднанні зі справжніми даними — як структурованими, так і неструктурованими — геопросторові дані стають ще більш складними, що підвищує вимоги до AI-технологій для вирішення завдань.
Попередня обробка для AI	Геопросторові дані вимагають більшої попередньої обробки, ніж стандартні AI-моделі. Більшість інструментів AI не розраховані на врахування просторової зв'язності, близькості, рельєфу тощо.
Реальні застосування в реальному часі	Багато застосувань GeoAI, наприклад автономний транспорт, прогнозування маршрутів і відстеження активів, вимагають обробки в реальному часі та миттєвих результатів для прийняття рішень, що базуються на складних і структурно відмінних даних порівняно з текстом або зображеннями.
Гіперспектральні дані	На відміну від звичайних зображень, геопросторові дані можуть охоплювати кілька спектральних частот за межами видимого світла. Коли до даних включено ультрафіолетовий та інфрачервоний діапазони, це називається багатоспектральністю. Коли охоплюються всі доступні частоти — це гіперспектральність. Її аналіз вимагає спеціальних методів та знань, оскільки дозволяє ідентифікувати навіть мінеральний склад об'єктів.

## 1.3. Ключові області застосування та моделі в GeoAI

У сучасному конкурентному світі прогрес у застосуванні штучного інтелекту до геопросторових даних починає демонструвати обнадійливі ознаки можливості розкриття його справжнього потенціалу. Незважаючи на те, що великомасштабні проекти є суто геопросторовими та прикладними, методів штучного інтелекту все ще відносно мало. Однак зараз зростає усвідомлення геопросторового різноманіття за рівнем та структурою розташування, а також

ролі, яку відіграє часовий період зміни та рівень у вирішенні проблем застосування та розробці моделей, що допомагають у прийнятті рішень та дослідженнях. Таким чином, методи та системи GeoAI можуть підтримувати інтерес комерційних та урядових організацій до просування інновацій та підтримки сталого розвитку. Додаток А відображає основні сфери застосування та моделі в GeoAI.

Моделі DL виявилися дуже ефективними у вилученні значущої інформації та шаблони з геоматичних даних, що призвело до значного прогресу в різних областях [24].

Кластеризація передбачає вивчення цільової функції ( $f$ ), яка відображає вхідний вектор ( $x$ ) на одну з попередньо визначених міток ( $y$ ). Метою є побудова моделей класифікації з сильною прогностичною здатністю для точного прогнозування міток класу для нових даних [7].

Виявлення об'єктів — це завдання ідентифікації та класифікації екземплярів об'єктів (наприклад, людей, тварин або транспортних засобів) на зображенні. Він є основою для різних програм комп'ютерного зору, включаючи сегментацію подій, створення підписів до зображень і відстеження об'єктів. Виявлення об'єктів можна класифікувати як «загальне виявлення об'єктів», яке ідентифікує кілька типів об'єктів за допомогою однієї інфраструктури або «додатків виявлення», які розпізнають об'єкти певного класу за певних умов. Моделі локації об'єктів можна додатково розділити на два класи: двоступеневі та одноступеневі шукачі [7].

Сегментація зображень — це фундаментальна область досліджень із застосуванням у різних галузях, таких як промислова обробка сигналів і біомедична діагностика. Це передбачає поділ зображення на ізольовані області (частини), які володіють порівнянними якостями, такими як пишність, різноманітність і поверхня. Поділ реалізовано для видалення об'єктів інтересу із зображення, що є складним питанням через наявність різних семантичних артикул [9].

Недавні дослідження [9] показали, що підходи DL продемонстрували чудову продуктивність в об'єкті сегментація екземплярів, що охоплює жорсткі та нежорсткі об'єкти. Поділ зображення розбиває зображення посилки на різні області, кожна з яких відповідає певному елементу. Семантична сегментація перевершує просту сегментацію зображення поділ зображення на області та призначення мітки класу кожній ідентифікованій області. Семантична сегментація передбачає маркування та визначення наборів пікселів у зображенні, наприклад ідентифікацію тварин, людей або будівель. Семантична сегментація є цінною альтернативою виявлення об'єктів, особливо для ідентифікації об'єктів складної форми. На відміну від виявлення об'єктів, яке вимагає, щоб об'єкти вміщувалися в обмежувальні прямокутники, семантична сегментація дозволяє ідентифікувати об'єкти на піксельному рівні, що робить її ефективною для об'єктів складної форми [9].

Крім того, семантична сегментація набула важливості для розуміння 3D-сцен, особливо в контексті хмар точок. З'явилися підходи, керовані штучним інтелектом, для автоматичного розпізнавання об'єктів у 3D-сценах, що призвело до різноманітних методів, запропонованих останніми роками.

В результаті вищесказаного, можна зробити наступний висновок: GeoAI – це нова міждисциплінарна наукова дисципліна, яка поєднує просторову науку, штучний інтелект (особливо машинне навчання та глибоке навчання), інтелектуальний аналіз даних та високопродуктивні обчислення для вилучення знань з величезних обсягів даних у географічній області. Системи GeoAI виникли в географічній науці про дані, галузі, що розвивається, яка має на меті допомогти нам структурувати те, як ми думаємо та підходимо до обробки та аналізу величезних обсягів даних у просторовій області. Метою цього розділу було надати огляд технології GeoAI та обговорити поняття GeoAI та відмінності між GeoAI та звичайним ШІ, а також були показані ключові області застосування та моделі в GeoAI.

## Висновки до розділу 1

У першому розділі було проаналізовано ключові поняття та науково-технічні засади, що лежать в основі застосування штучного інтелекту (ШІ) у сфері геопросторових даних. Показано, що геопросторові дані, як багатовимірні інформація про об'єкти та явища, прив'язані до конкретного місця на земній поверхні, мають стратегічне значення для сучасних систем управління територіями, моніторингу навколишнього середовища, інфраструктурного планування та цифрового картографування.

Було розкрито концепцію геоматики як міждисциплінарної сфери, що поєднує методи збору, зберігання, обробки та аналізу просторових даних, а також представлено еволюцію цього напрямку в контексті цифрових трансформацій. Особливу увагу приділено поняттю GeoAI (Geospatial Artificial Intelligence) — новій галузі, що об'єднує штучний інтелект, машинне навчання, комп'ютерний зір та просторову аналітику для автоматизації роботи з геоданими.

Також було розглянуто основні області застосування GeoAI, включаючи дистанційне зондування Землі, геодезію, містобудування, кадастрові роботи, екологічний моніторинг і прогнозування ризиків. Проаналізовано типи моделей ШІ, що використовуються для геопросторових задач, зокрема класифікацію, сегментацію, регресію та глибинне навчання на основі хмар точок, зображень або векторних шарів.

Загалом, теоретичні аспекти, викладені в цьому розділі, закладають основу для подальшого аналізу практичного застосування ШІ у сфері геопросторових технологій, розкривають потенціал цієї технології та обґрунтовують доцільність її інтеграції в сучасні геоінформаційні системи.

## РОЗДІЛ 2. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ГЕОПРОСТОРОВИХ ТА ГЕОДЕЗИЧНИХ ТЕХНОЛОГІЯХ

### 2.1. Огляд інтеграції між геопросторовим штучним інтелектом та дистанційним зондуванням

Дистанційне зондування — це процес збору інформації про об'єкт, територію чи явище без прямого фізичного контакту. Зазвичай це досягається за допомогою датчиків, встановлених на таких платформах, як супутники, літаки чи дрони, щоб виявляти та записувати дані на відстані. Дистанційне зондування дає змогу спостерігати та вимірювати різноманітні характеристики земної поверхні чи атмосфери, включаючи, але не обмежуючись цим, ґрунтовий покрив, стан рослинності, температуру та атмосферні умови [35].

Датчики, які використовуються в дистанційному зондуванні, фіксують дані у вигляді зображень або цифрових сигналів у всьому електромагнітному спектрі. Потім ці дані можна проаналізувати, щоб отримати цінну інформацію для різних застосувань, таких як моніторинг навколишнього середовища, управління ресурсами, сільське господарство, міське планування, оцінка катастроф і наукові дослідження. Технологія дистанційного зондування має вирішальне значення для отримання детальної та великомасштабної інформації про Землю, сприяння прийняттю обґрунтованих рішень і розумінню динамічних процесів нашої планети [36].

Геоматика охоплює широкий діапазон форматів даних, отриманих із різноманітних систем і платформ. До них належать RGB, мультиспектральні, гіперспектральні та теплові зображення, а також траєкторії та хмари точок, отримані за допомогою методів дистанційного зондування. Обробка цих даних часто покладається на ручні або напівавтоматичні процедури, оскільки повна автоматизація ще не досягла бажаних стандартів надійності та точності. Після обробки даних інформація з геоприв'язкою ретельно документується, обробляється, відображається та зберігається в географічних інформаційних системах (ГІС) або загальних базах даних. Однак поява великих даних зумовила необхідність використання спеціалізованих обчислювальних методів, таких як

штучний інтелект (AI), машинне навчання (ML) і глибоке навчання (DL) для ефективного аналізу та використання величезного масиву інформації, що міститься в них [36].

Однією з істотних переваг штучного інтелекту є його здатність розпізнавати значущі моделі в складних і нелінійних геоматичних даних без необхідності чітких, попередньо запрограмованих інструкцій. Ефективність алгоритмів DL і AI була продемонстрована в різних геоматичних програмах, зокрема в дистанційному зондуванні [17]. Залежно від характеру зібраних даних пропонуються різноманітні методи ШІ, що охоплюють класифікацію, семантичну сегментацію та виявлення об'єктів [17].

Дистанційне зондування має ключове значення для інтеграції геоматики та штучного інтелекту (GeoAI). Використовуючи датчики на супутниках, літаках і дронах, дистанційне зондування збирає цінну інформацію про поверхню Землі без прямого контакту. Ці різноманітні дані включають оптичні, мультиспектральні, гіперспектральні, термічні та дані LiDAR. GeoAI і геоматика значною мірою покладаються на дані дистанційного зондування як вхідні дані для алгоритмів AI і ML. Це дає їм змогу аналізувати, інтерпретувати та отримувати значущі закономірності та ідеї з величезної геопросторової інформації [38]. Його функції охоплюють збір даних на великих територіях, виділення ознак, виявлення змін, класифікацію зображень, семантичну сегментацію, виявлення об'єктів, моніторинг навколишнього середовища, боротьбу зі стихійними лихами та точне землеробство. Використовуючи дані дистанційного зондування, GeoAI революціонує управління навколишнім середовищем, реагування на стихійні лиха, точне сільське господарство та різні інші сфери, прокладаючи шлях для прийняття обґрунтованих рішень і сприяючи сталому розвитку [38].

Штучний інтелект спрямований на імітацію функціонування людського мозку та розробку передових алгоритмів на основі отриманих даних. Розвиток штучного інтелекту та його підмножин, таких як ML і DL, спричинив значні зміни в аналізі даних [1].

ML і інструменти на основі правил спочатку були розроблені для вилучення значущих шаблонів із даних. Однак із появою мультимедійних великих даних підходи DL стали більш поширеними. DL пропонує підвищену ефективність і можливості в обробці величезних наборів даних, створених сучасними програмами, ефективно вирішуючи складності, властиві аналізу та інтерпретації геоматичних даних. На відміну від традиційних моделей ML, моделі DL, зокрема глибокі нейронні мережі (DNN), можуть навчатися та адаптуватися безперервно, що робить їх високоефективними в реальних завданнях.

Структури DNN все частіше використовуються в геоматиці завдяки їхній здатності витягувати важливі характеристики з даних. Незважаючи на те, що спочатку вони вважалися операторами «чорної скриньки», потреба в тому, щоб DNN були інтерпретованими та зрозумілими, зростає [12].

Традиційна геодезія розвинулася з новими технологіями; позиціонування та навігацію тепер можна досягти за допомогою різних пристроїв. Географічне картографування, яке колись вимагало складних обчислень, тепер полегшується геопросторовою інформацією або ГІС. Цифрові зображення з різних датчиків, включаючи супутники та смартфони, служать різним цілям, від екологічної оцінки до віртуального моделювання [14].

Складна цифрова обробка, портативні установки та легкодоступне обладнання, таке як наземні лазерні сканери (TLS), замінили традиційні методи зйомки та алгоритми фотограмметричного перетворення. Супутникові та аерофотознімки з високою роздільною здатністю дозволяють аналізувати на регіональному рівні та класифікувати землекористування, тоді як передові методи, такі як LiDAR та радарні імпульси, описують форми.

Сучасні інструменти збору даних тепер можуть знімати дуже складні об'єкти архітектурного масштабу. Незважаючи на свою доступність, таке обладнання, як камери, компактні роботи та датчики глибини, може ефективно виконувати завдання моделювання, хоча й із певним ступенем компромісної точності. Щоб досягти більш високого рівня точності, географічна прив'язка цих

складних моделей часто вимагає використання приймачів GNSS або технології TLS [25].

Геоматика використовується в різних областях, охоплюючи природне середовище, якість життя в сільській і міській місцевості, прогнозування стихійних лих, заходи безпеки, зусилля з відновлення, а також документування та збереження археологічних пам'яток. Він може працювати з багатьма масштабами. Хоча це не універсальне рішення, інтеграція різноманітної інформації та методів є найефективнішим підходом для 3D-аналізу, позиціонування та виділення ознак [25].

До випуску Microsoft Kinect у листопаді 2010 року отримання даних глибини із зображень було складним і дорогим процесом. Нещодавні зусилля були використані на зростаючій поширеності датчиків глибини та прогресі в ML і DL [39].

Камери RGB-D надають інформацію про колір і можливості реконструкції карти глибини [1]. Глибинні зображення додають третій вимір, покращуючи різноманітні завдання комп'ютерного зору, такі як видалення фону, сегментація сцени, відстеження об'єктів і людей, реконструкція 3D-оточення, розпізнавання пози тіла та інтерфейси на основі жестів. Карти глибини отримують за допомогою методів проєкції шаблонів із системами стереозору, що включають періодичні 2D-шаблони або псевдовипадкові 2D-шаблони для динамічної триангуляції. У міській/сільській семантичній сегментації [15] пропонують підхід DL з використанням зображень RGB-D, витягнутих зі сцен руху. Вони адаптують AlexNet для семантичної попиксельної сегментації, підвищуючи точність контрастних карт. [31] використовують мозкову мережу DL для семантичної сегментації в комерційних будівлях. Їхній набір даних охоплює 13 компонентів будівлі, використовуючи DeerLab для сегментації та перевіряючи його ефективність порівняно з іншими методами DL. Зображення RGB-D також використовуються в задачах локалізації та сегментації частин тривимірного об'єкта, демонструючи їхній справжній потенціал у різноманітних програмах комп'ютерного зору [37].

Термографія, також відома як теплобачення, є безпечною та точною системою, яка забезпечує інфрачервоні зображення в реальному часі, що відображають температуру поверхні об'єктів. Ці зображення зазвичай зображують за допомогою хибних колірних шкал, де кожен колір представляє окремий температурний діапазон. У поєднанні з обробкою зображень на основі штучного інтелекту інфрачервона термографія (IRT) демонструє надзвичайну майстерність у виявленні та ретельному дослідженні випадків пошкодження чи збою [22].

Штучний інтелект і машинне навчання істотно змінили різні сфери, включно з геопросторовим аналізом. Ця область отримує переваги від властивих характеристик даних, що робить підходи ML і DL особливо придатними. Ці вдосконалені методи перевершили традиційне геопросторове моделювання, оскільки вони допомагають подолати складності, пов'язані з евристичним моделюванням і представленнями на основі моделей.

Завдяки своїй універсальності та практичності обробка хмари точок поширилася на різні галузі, такі як конструювання конструкцій, виробництво, транспорт, будівництво, лісове господарство, екологічні дослідження та промислове будівництво. Підкреслено важливість зображень RGB-D, тепловізорів, HSI (Hyperspectral Imaging), MSI (Multispectral Imaging), а також аналізу та керування хмарами точок у контексті GeoAI. Ці методи штучного інтелекту є ключовими для просування розвитку інфраструктури та загального прогресу. У рамках аналізу геоматичних даних численні проблеми, такі як вирівнювання хмари точок, семантична сегментація, виявлення об'єктів і класифікація зображень, були ефективно вирішені за допомогою методів ШІ.

Отже, впровадження методів інтерпретації та пояснювальності, таких як візуалізація, стає вкрай необхідним для полегшення людського аналізу. Забезпечення інтерпретації, стійкості та надійності методів штучного інтелекту є надзвичайно важливим, враховуючи зростаючий попит на етичні рішення на основі штучного інтелекту.

## 2.2. Напрями застосування штучного інтелекту при геодезичному моніторингу будівель та споруд

Геодезичний моніторинг будівель і споруд є ключовим етапом як під час їхнього зведення, так і в процесі експлуатації. Впровадження штучного інтелекту (ШІ) у цю сферу є надзвичайно актуальним, оскільки дозволяє підвищити точність, швидкість і ефективність виявлення змін у конструкціях та прогнозувати можливі деформації чи пошкодження.

Основні переваги застосування ШІ:

- Висока точність: забезпечується детальний аналіз геометричних параметрів і деформацій, що дозволяє своєчасно ідентифікувати ризики.
- Оперативність: обробка даних у режимі реального часу забезпечує миттєве реагування на зміни.
- Економічність: знижуються витрати, оскільки ШІ дозволяє автоматизувати процеси і зменшує потребу в постійній присутності фахівців.
- Масштабованість: можливість одночасного моніторингу великої кількості об'єктів і територій.
- Прогнозування: на основі накопичених даних ШІ здатен передбачити майбутні зміни стану об'єктів.
- Автоматизація: зменшується вплив людського фактора, що підвищує надійність аналізу.
- Підвищення безпеки: вчасне виявлення критичних змін знижує ризики для людей і майна [45].

З огляду на ці переваги, використання ШІ у геодезичному моніторингу є перспективним напрямом, який дозволяє значно вдосконалити системи спостереження за станом інженерних об'єктів.

Аналіз публікацій показує, що інтерес до цієї теми зростає. Багато досліджень присвячено розробці нових алгоритмів для ефективної обробки геодезичних даних за допомогою ШІ, що свідчить про високий науковий і прикладний потенціал напрямку.

В одному з досліджень [26] було проаналізовано використання нейронних мереж для геодезичного моніторингу мостів. Результати показали, що ШІ дозволяє ефективно виявляти потенційні пошкодження на основі даних спостережень. В іншій роботі [23] розглядалася інтеграція геодезичних даних з BIM-моделюванням для моніторингу стану будівель. Застосування ШІ забезпечило ефективний аналіз інформації та своєчасне виявлення дефектів конструкцій.

У дослідженні [20] порівнювалась ефективність алгоритмів машинного навчання для прогнозування рівня пошкоджень будівель під час сейсмічних подій. Деякі з моделей продемонстрували високу точність у передбаченні пошкоджень на основі геодезичних вимірювань.

Інша робота [19] була присвячена створенню систем реального часу для моніторингу висотних будівель із використанням Інтернету речей (IoT) у поєднанні з машинним навчанням. Виявлено, що така інтеграція дає змогу оперативно відстежувати зміни в стані об'єктів.

Дослідження [2] розглядало використання розподіленого оптичного волокна для моніторингу будівель. Аналіз великих обсягів даних, зібраних з волоконних датчиків, за допомогою ШІ дозволив точно виявляти структурні пошкодження.

Загалом, результати наукових праць свідчать про великий потенціал застосування штучного інтелекту в геодезичному моніторингу. Розробка інноваційних методів обробки та аналізу даних підвищує точність, оперативність і ефективність контролю за станом інженерних споруд. Такі системи можуть суттєво підвищити рівень безпеки та сприяти своєчасному плануванню ремонтних заходів.

Геодезичний моніторинг — це систематичний процес вимірювання деформацій та переміщень будівель і споруд з метою вчасного виявлення відхилень від проектного положення та запобігання небезпекам. Використання штучного інтелекту (ШІ) значно підвищує ефективність цього процесу, забезпечуючи автоматизацію, точність і швидкість обробки даних.

Основні напрямки застосування ІІІ:

- Автоматичне виявлення аномалій — системи на основі ІІІ можуть в режимі реального часу виявляти відхилення від норми, порівнюючи поточні вимірювання з історичними даними та сповіщаючи про потенційні загрози.
- Аналіз великих даних — ІІІ дозволяє ефективно обробляти великі обсяги інформації, виявляючи взаємозв'язки між деформаціями конструкцій і зовнішніми факторами (погодні умови, технічні несправності, енергоспоживання тощо).
- Прогнозування змін — на основі накопичених даних алгоритми можуть передбачати майбутні зміни у стані об'єктів, що дозволяє завчасно вживати необхідних заходів.
- Оптимізація процесу моніторингу — ІІІ здатен визначати зони підвищеної уваги або пропонувати ефективні точки для розміщення датчиків та виконання вимірювань.

Загалом, інтеграція ІІІ в геодезичний моніторинг забезпечує новий рівень точності, оперативності та передбачуваності. Це особливо важливо для забезпечення безпеки об'єктів, своєчасного виявлення загроз і планування технічного обслуговування.

Сучасні прилади для геодезичного моніторингу здебільшого базуються на технологіях супутникової геодезії. До основних належать GPS-приймачі для визначення координат і висот, інерційні сенсори для вимірювання прискорення та обертання, лазерні й акустичні системи для визначення відстаней і глибин, а також камери, які використовуються для побудови 3D-моделей об'єктів.

Інтеграція штучного інтелекту (ІІІ) у ці системи дозволяє автоматизувати збір, обробку та аналіз даних, підвищити точність вимірювань і знизити вплив людського фактору. Алгоритми машинного навчання здатні виявляти аномалії в структурі будівель, прогнозувати потенційні ризики, аналізуючи різноманітні параметри — від геодезичних до метеорологічних.

ІІІ також дозволяє оптимізувати будівельні процеси, зокрема планування ресурсів, виявлення потенційних загроз і вдосконалення моніторингу в

реальному часі. Наприклад, аналіз відео та знімків з дронів дозволяє виявити деформації ще до їхнього критичного розвитку. Нейронні мережі, обробляючи супутникові чи сенсорні дані, можуть точно виявляти зміни у стані конструкцій, що особливо важливо для висотних і технічно складних об'єктів.

Отже, використання ШІ в геодезичному моніторингу істотно підвищує його ефективність, дозволяє оперативно реагувати на зміни та забезпечує безпеку експлуатації будівель і споруд.

Одним із ключових напрямів використання штучного інтелекту (ШІ) у геодезії є обробка великих обсягів даних, що надходять під час моніторингу. Алгоритми машинного навчання дозволяють виявляти закономірності між різними параметрами стану об'єктів, що сприяє точнішому прогнозуванню їхньої поведінки та своєчасному виявленню потенційних проблем. Це значно підвищує ефективність моніторингу, зменшує ризики аварій та забезпечує надійність експлуатації споруд.

Яскравим прикладом є продукція компанії Dynamix, яка спеціалізується на розробці роботизованих систем для геодезичних та будівельних робіт. Зокрема, Dynamix ScanStation — це автоматизована система, здатна виконувати високоточні вимірювання координат, висот і кутів на відстані до 1000 м з міліметровою точністю. Вона підтримує підключення GPS, акселерометрів та інших сенсорів для розширеного аналізу просторових змін.

Інша розробка компанії — DynaTrack — використовує технологію LiDAR для тривимірного сканування об'єктів та побудови їх 3D-моделей. А система DynaTouch поєднує геодезичну станцію з елементами ШІ та сенсорним керуванням, забезпечуючи автономну роботу, точні вимірювання та передачу даних у хмарні сервіси для подальшої обробки [45].

Роботи Dynamix дозволяють автоматизувати вимірювальні процеси, підвищити точність та швидкість виконання геодезичних завдань, зменшити витрати часу та забезпечити гнучкий моніторинг як в польових, так і у внутрішніх умовах.

Крім того, ШІ дозволяє оптимізувати аналіз геодезичних даних для визначення змін у плановому та висотному положенні об'єктів, а також оцінки точності їхнього положення. Застосування інструментів машинного навчання забезпечує обробку великих масивів даних, отриманих під час моніторингу, з метою своєчасного виявлення технічних проблем.

Ще один приклад — використання технології LiDAR, яка дозволяє створювати високоточні 3D-моделі місцевості та споруд. За даними ТОВ «Навігаційно-геодезичний центр», системи LiDAR дають змогу виявляти навіть незначні деформації, пошкодження й структурні зміни в будівлях [45].

Штучний інтелект демонструє значний потенціал у сфері геодезичного моніторингу будівель і споруд, сприяючи підвищенню точності, ефективності та безпеки. Його застосування дозволяє не лише покращити якість збору та аналізу геоданих, а й значно скоротити витрати часу та ресурсів. Це знижує ризики для працівників і громадськості, особливо при виконанні інспекцій небезпечних або важкодоступних об'єктів. Зокрема, автономні дрони здатні здійснювати регулярний моніторинг, збирати детальну інформацію про висоту, форму та стан споруд, що дозволяє створювати точні тривимірні моделі й оперативно виявляти зміни в їх структурі. Також активно впроваджуються технології комп'ютерного зору та автоматичної обробки зображень, що дозволяють виявляти дефекти або пошкодження в конструкціях у режимі реального часу.

Окремо варто відзначити системи прогнозування, що базуються на машинному навчанні: вони здатні передбачати зсуви ґрунту, повені та інші небезпечні геодинамічні процеси, що напряму впливають на стабільність інфраструктури. Таким чином, штучний інтелект не лише спрощує рутинні геодезичні завдання, а й відкриває нові горизонти для інновацій у будівництві та просторовому аналізі. Його розвиток і подальше впровадження обіцяє ще більше покращень у точності вимірювань, картографуванні, а також в загальній безпеці та ефективності будівельних процесів.

### 2.3. Перспективи використання штучного інтелекту в сфері управління земельними ресурсами

Сучасні реалії вимагають переходу до автоматизованих рішень, зокрема у сфері кадастру та землеустрою. Штучний інтелект (ШІ) стає ключовим інструментом у підвищенні ефективності управління земельними ресурсами, особливо в контексті просторового планування та розподілу земель. Його застосування дає змогу оптимізувати робочі процеси, підвищити точність, прискорити обробку інформації та зменшити вплив людського чинника.

Органи кадастру стикаються з потребою обробки великих обсягів інформації, що включає дані про земельні ділянки, власників, права користування та обмеження. Зростання кількості об'єктів обліку, а також необхідність інтеграції екологічних, правових і просторових характеристик вимагає використання інтелектуальних технологій. Автоматизація процесів обробки, аналізу та візуалізації даних не лише покращує якість виконання завдань, а й сприяє прозорості та доступності інформації для зацікавлених сторін.

Штучний інтелект дозволяє ефективно аналізувати, класифікувати та об'єднувати дані з різних джерел, виявляти приховані закономірності, будувати прогнози та моделювати сценарії розвитку територій [42, 40]. Це особливо важливо для прийняття обґрунтованих рішень у сфері управління землею. Завдяки алгоритмам машинного навчання стає можливим прогнозування змін у землекористуванні, що сприяє раціональному плануванню як міських, так і сільських територій. ШІ також забезпечує інтеграцію екологічних, економічних та соціальних аспектів, формуючи комплексний підхід до просторового управління [41].

Впровадження таких технологій у сфері земельного кадастру в Україні має потенціал значно підвищити ефективність, відкритість та адаптивність систем управління. Це підтверджується дослідженнями міжнародних фахівців, які відзначають позитивний вплив ШІ на розвиток цифрових кадастрових платформ, автоматизацію обліку та прийняття рішень на основі даних. У перспективі ШІ

здатен стати невід’ємною частиною сучасного землеустрою та геоінформаційних систем.

В Україні активно впроваджуються ініціативи, спрямовані на розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ), зокрема через ухвалення законодавчих актів, стратегій та реалізацію державних програм. Ці заходи сприяють інтеграції інновацій у сферу земельного кадастру та землеустрою, підвищуючи ефективність управління земельними ресурсами, забезпечуючи прозорість процедур і покращуючи якість надання послуг.

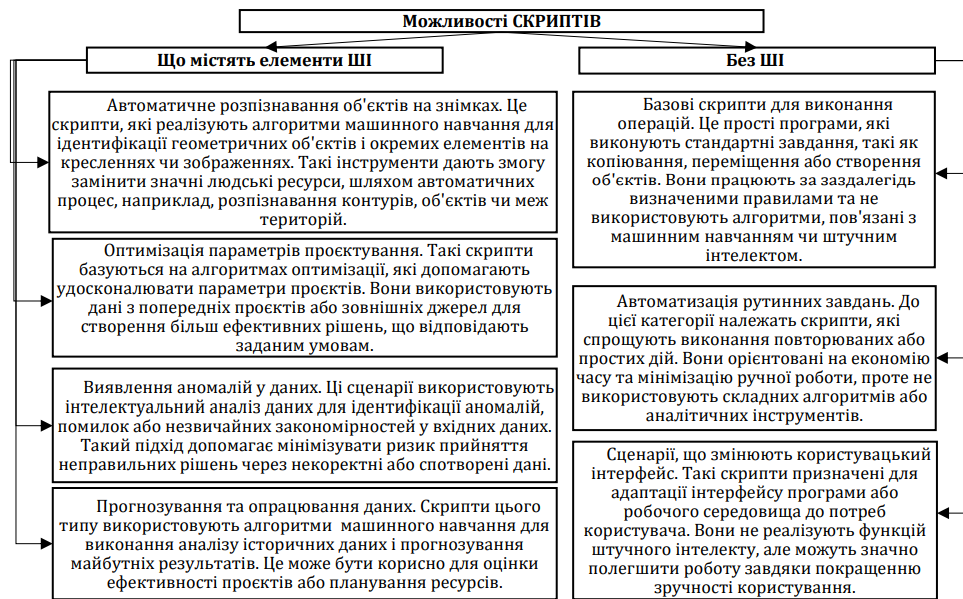
Втім, процес автоматизації в Україні стикається з певними викликами: це, зокрема, проблеми з уніфікацією та передачею даних, що не завжди відповідають міжнародним стандартам. Попри це, впровадження технологій ШІ відкриває нові перспективи для модернізації кадастрових процесів і забезпечення сталого розвитку територій.

Варто зазначити, що багато програмних продуктів, які містять алгоритми автоматизації, уже частково використовують елементи ШІ. Зокрема, скрипти — невеликі програми або команди, написані для автоматизації рутинних завдань — можуть включати інтелектуальні функції. Вони створюються на різних мовах програмування, таких як Python, JavaScript, VBA чи AutoLISP, і застосовуються для виконання широкого спектру завдань [16].

Особливістю скриптів з елементами ШІ є їх здатність не лише виконувати наперед задані дії, але й аналізувати дані, адаптуватися до нових умов і приймати рішення на основі отриманих результатів. Такі інтелектуальні скрипти ефективно використовуються для прогнозування, класифікації інформації, обробки геопросторових даних і оптимізації процесів у сфері кадастру. Це суттєво підвищує якість роботи, знижує ризик помилок і скорочує час виконання складних операцій.

У рамках дослідження було виокремлено два основні типи скриптів: ті, що містять елементи штучного інтелекту, і ті, що виконують лише автоматизаційні функції. Обидві категорії є важливими для вдосконалення роботи з кадастровими

та земельпорядними даними. Орієнтовний поділ таких скриптів представлено на рисунку 2.1.



**Рис. 2.1. Класифікація скриптів для робіт із кадастру та землеустрою.**

**Джерело: [41]**

Використання інструментів зі штучним інтелектом (ШІ) не лише автоматизує робочі процеси, а й значно підвищує їхню точність, швидкість та надійність. Інтеграція окремих компонентів ШІ у скрипти відкриває нові можливості для оптимізації діяльності в різних галузях, зокрема в кадастрі та землеустрої.

Водночас скрипти без елементів ШІ залишаються важливим інструментом автоматизації рутинних операцій. Вони сприяють підвищенню ефективності, адаптації програмного забезпечення до конкретних потреб користувачів і формують базу, яку за потреби можна доповнити складнішими інтелектуальними рішеннями. Розробка скриптів з елементами ШІ є складнішим завданням, яке потребує глибоких знань у сфері машинного навчання, аналізу даних і програмування. Натомість створення простих сценаріїв для автоматизації стандартних процесів не передбачає використання складних алгоритмів і є доступнішим для широкого кола фахівців.

Ключова відмінність між звичайною автоматизацією та застосуванням ШІ полягає в рівні функціональності: проста автоматизація обмежується

виконанням заздалегідь визначених дій (наприклад, автоматичне оновлення баз даних чи формування звітів), тоді як ШІ дає змогу системі аналізувати інформацію, виявляти закономірності, прогнозувати тенденції та формувати рекомендації.

Наприклад, звичайний скрипт може автоматизувати створення реєстру земельних ділянок і сортувати їх за площею чи цільовим призначенням. У той час як скрипт із використанням ШІ здатен аналізувати історичні дані землекористування, виявляти аномалії (наприклад, незаконне використання земель) або прогнозувати зміни у функціональному призначенні території. Такий підхід дозволяє не лише виконувати стандартні операції, а й підтримувати прийняття стратегічних рішень на основі аналітики.

На рис. 2.2 представлено порівняння програмних кодів: а) — скрипт із застосуванням елементів ШІ для класифікації земельних ділянок за геоданими; б) — звичайний скрипт без алгоритмів ШІ.

Варто підкреслити, що наведений приклад (рис. 2.2-а) ілюструє лише базову концепцію використання машинного навчання, тоді як реальне впровадження ШІ в кадастрі може передбачати обробку великих масивів даних, роботу з геознімками, а також врахування екологічних, правових та економічних факторів.

```

# Завантаження необхідних бібліотек для машинного навчання
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report

# Завантаження геодезичних даних
# Загрузка та підготовка даних для класифікації земельних ділянок
# X - дані з геодезичних вимірювань, y - класи земельних ділянок (наприклад)
X, y = load_geodetic_data()

# Розділення даних на тренувальні та тестові набори
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2)

# Стандартизація даних
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)

# Створення та навчання моделі машинного навчання (SVM)
model = SVC(kernel='linear', C=1.0, random_state=42)
model.fit(X_train, y_train)

# Прогнозування класів для тестового набору
y_pred = model.predict(X_test)

# Оцінка точності класифікації
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f"Точність класифікації: {accuracy}")

# Виведення звіту з результатів класифікації
print(classification_report(y_test, y_pred))

```

```

python
# Приклад скрипта для простого аналізу координат точок

# Завантаження даних з файлу
def load_coordinates(file_path):
    with open(file_path, 'r') as file:
        lines = file.readlines()
        coordinates = [tuple(map(float, line.strip().split(','))) for line in lines]
    return coordinates

# Функція для обчислення середньої координати точок
def calculate_mean(coordinates):
    total_points = len(coordinates)
    total_x = sum(point[0] for point in coordinates)
    total_y = sum(point[1] for point in coordinates)
    mean_x = total_x / total_points
    mean_y = total_y / total_points
    return mean_x, mean_y

# Завантаження координат з файлу
coordinates_data = load_coordinates('coordinates.txt')

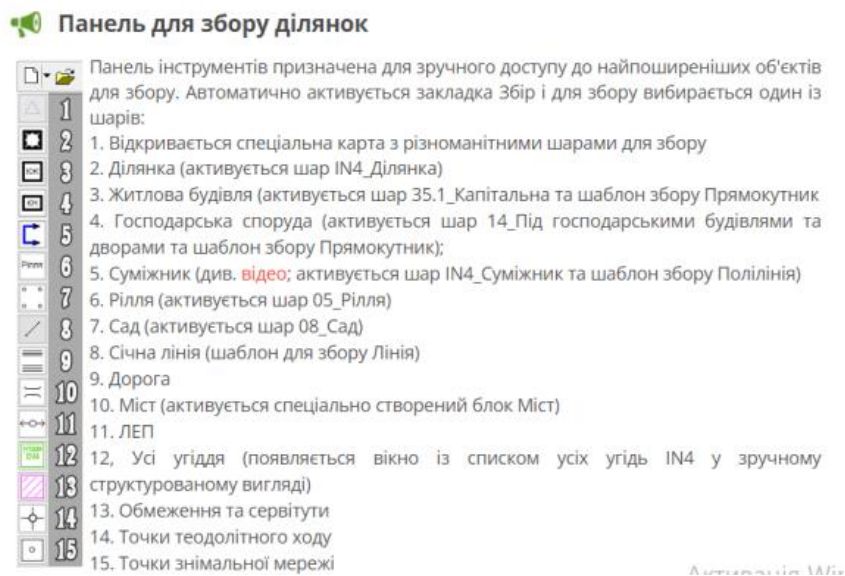
# Обчислення середніх координат
mean_x, mean_y = calculate_mean(coordinates_data)

# Виведення результату
print(f"Середня координата X: {mean_x}")
print(f"Середня координата Y: {mean_y}")

```

Рис. 2.2. . Зображення скрипту для розв’язання питань в кадастрі та землеустрої [41].

Більш точне моделювання, автоматизація процесів і підвищення ефективності управління земельними ресурсами можна досягти за допомогою подібного методу. У другому прикладі (Рис. 2.2–б) скрипт читає дані з текстового файлу, у якому зберігаються координати точок. Потім він обчислює середнє значення координат X і Y і виводить результати. Крім того, як показано на рис. 2.3, програмний продукт DigitalS пропонує широкий спектр скриптів, більшість із яких не використовують елементів штучного інтелекту.



**Рис. 2.3. Графічний інтерфейс скрипта для DigitalS, створеного без застосування елементів ШІ [41].**

Скрипт, який складається з набору структурованих графічних функцій для зручності користувача, показано на рисунку 2.3. З іншого боку, більш складний скрипт, розроблений на основі кількох змінних, показано на рисунку 2.4. Хоча важко однозначно стверджувати, чи повністю він використовує елементи штучного інтелекту, для формування документації він безсумнівно базується на атрибутивних даних, незважаючи на те, що їхній аналіз не проводиться повністю. Покращення цього скрипта могло б зробити його чудовим прикладом впровадження штучного інтелекту в цифровий програмний продукт.

🔊 Скрипт-модуль "Документація" (Версія 4.12 від 03.11.2023) 23:26

#### Що нового?

Модуль призначений для формування **текстових та графічних звітів** в програмі Digitala, а також передачі даних з XML через буфер обміну в MS Word чи інший текстовий редактор.

Після встановлення появиться нова панель інструментів:



*Перша кнопка* - налаштування модуля.

*Друга кнопка* - формує документацію.

*Третя* - друкує, послідовно виділяючи, всі аркуші.

### Рис. 2.4. Графічний інтерфейс скрипта для Digitala із частковим використанням елементів ШІ [41].

Застосування штучного інтелекту (ШІ) для аналізу даних, формування висновків або надання рекомендацій поки що не є поширеним у багатьох видах кадастрових і землевпорядних робіт. Тим не менш, ситуація значно відрізняється в сучасних геоінформаційних системах (ГІС), де штучний інтелект демонструє значні результати в таких областях, як точне землеробство та аналіз вегетаційних індексів (рис 2.5). Наприклад, використання вегетаційного індексу NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) є чудовим прикладом того, як штучний інтелект інтегрований у ландшафтні інформаційні системи. Індекс NDVI визначається за допомогою спектральних характеристик рослинності з супутникових знімків. Вихідні параметри можна задати в ГІС (наприклад, ArcGIS). Програмний продукт калібрує та нормує фотографії, щоб усунути шум і потенційні викривлення.

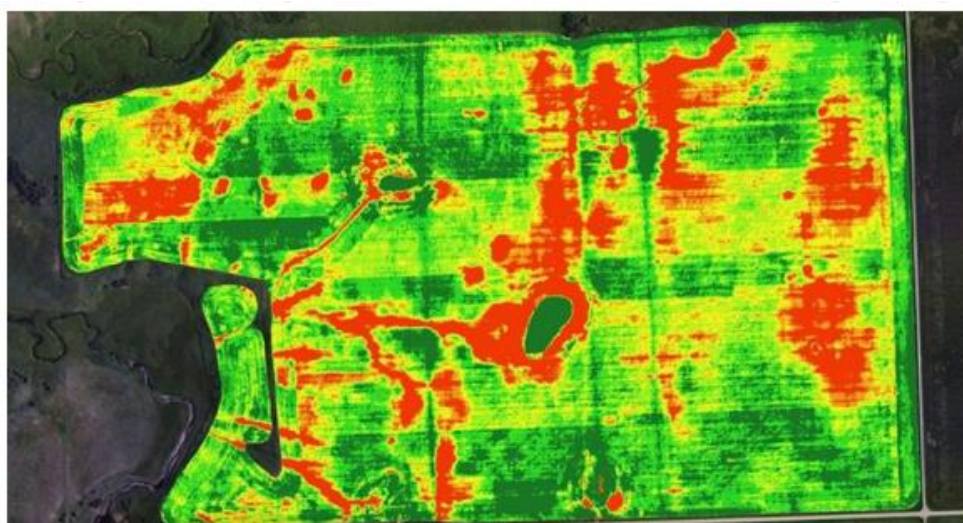


Рис. 2.5. Розрахований ШІ вегетаційний індекс NDVI. Джерело: [41]

Автоматизований алгоритм розраховує NDVI для кожного пікселя зображення за відповідною формулою. Значення NDVI, які зазвичай коливаються в межах від -1 до +1, дають змогу оцінити стан рослинності: значення, близькі до +1, вказують на густу та здорову рослинність, близько до 0 — на відсутність рослинного покриву, а негативні значення свідчать про водні поверхні або інші об'єкти, не пов'язані з рослинністю.

Застосування таких індексів дозволяє автоматизувати процеси моніторингу земель, оцінювати стан рослинного покриву, виявляти деградовані ділянки та навіть прогнозувати врожайність. Користувач отримує не лише візуалізацію стану територій, а й інструменти для прийняття обґрунтованих рішень у сфері землеустрою.

Інтеграція штучного інтелекту в геоінформаційні системи значно розширює їхній функціонал. Наприклад, після процедури Pansharpening, навіть при роздільній здатності 15 м/піксель, точність аналізу залишається високою завдяки ШІ. Людське око не здатне конкурувати з алгоритмами машинного зору, які виділяють об'єкти відповідно до заданих параметрів. Це істотно підвищує ефективність аналізу, знижує ризик помилок і забезпечує масштабовану обробку даних, що особливо важливо для кадастрової інвентаризації, просторового планування та моніторингу змін у ландшафті.

Штучний інтелект відкриває широкі можливості для трансформації кадастрових та землепорядних процесів, сприяючи їхній автоматизації, підвищенню точності та ефективності. У межах дослідження окреслено ключові напрями впровадження ШІ — автоматичне розпізнавання об'єктів, обробка великих обсягів геопросторових даних, прогнозування змін у землекористуванні та інтеграція аналітичних результатів у систему управління.

Аналіз показав, що сучасні геоінформаційні системи із впровадженими ШІ-технологіями, зокрема алгоритмами машинного навчання та оптимізації, уже активно застосовуються у суміжних сферах — точному землеробстві, моніторингу стану рослинності, управлінні природними ресурсами. Завдяки цим технологіям можливе формування індивідуалізованих рішень, виявлення

аномалій у просторових даних, створення моделей прогнозування та підтримка стратегічного планування територій.

Впровадження штучного інтелекту в кадастрову та землевпорядну діяльність є важливим кроком у розвитку цифрової економіки України, зокрема у контексті підвищення ефективності управління земельними ресурсами. Водночас для реалізації потенціалу таких технологій необхідно подолати низку викликів: забезпечити стандартизацію даних, розробити уніфіковану методологічну базу, а також адаптувати нормативно-правове поле до нових умов.

Подальші дослідження мають зосередитися на розробці адаптивних систем підтримки рішень, інтеграції ШІ у національні кадастрові платформи, а також на створенні алгоритмів, здатних до самонавчання на основі локальних геопросторових даних. Це забезпечить основу для формування прозорої, ефективної та науково обґрунтованої системи управління земельними ресурсами, що є запорукою сталого розвитку громад та держави загалом.

## Висновки до розділу 2

У другому розділі було здійснено аналітичний огляд основних напрямів застосування технологій штучного інтелекту (ШІ) у сфері геопросторових досліджень, геодезії, дистанційного зондування та управління земельними ресурсами. Розглянуто приклади інтеграції ШІ з сучасними геоінформаційними технологіями, що дозволяють підвищити якість, оперативність і точність збору, обробки та інтерпретації просторових даних.

Було встановлено, що в поєднанні з дистанційним зондуванням Землі ШІ ефективно виконує завдання автоматичної класифікації супутникових знімків, виявлення змін на місцевості, побудови цифрових моделей рельєфу та прогнозування просторових процесів. Значну роль відіграє використання нейронних мереж і глибокого навчання при роботі з великомасштабними хмарами точок, фотограмметричними даними та цифровими зображеннями.

Проаналізовано також сучасні підходи до застосування ШІ в геодезичному моніторингу — зокрема, автоматичне виявлення деформацій будівель, моніторинг технічного стану споруд, прогнозування ризиків. Показано, що машинне навчання дозволяє суттєво підвищити ефективність обробки даних безперервного спостереження, забезпечити раннє попередження про потенційні небезпеки та зменшити вплив людського фактора.

Окрема увага приділена перспективам впровадження ШІ у сферу земельного управління та кадастрових процесів. Встановлено, що алгоритми штучного інтелекту у вигляді спеціалізованих скриптів та моделей машинного навчання можуть автоматизувати окремі етапи аналізу супутникових знімків та ГІС-даних.

Таким чином, аналітичні матеріали, представлені в розділі, свідчать про високий потенціал ШІ як ефективного інструменту для автоматизації, аналітики та прийняття рішень у сфері просторового управління. Це створює передумови для активного впровадження таких технологій у практику геодезичних, картографічних, кадастрових та землевпорядних робіт в Україні та світі.

## РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНІ АСПЕКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В УПРАВЛІННІ ГЕОПРОСТОРОВИМИ ДАНИМИ

### 3.1. Використання ШІ для оптимізації побудови цифрових моделей місцевості

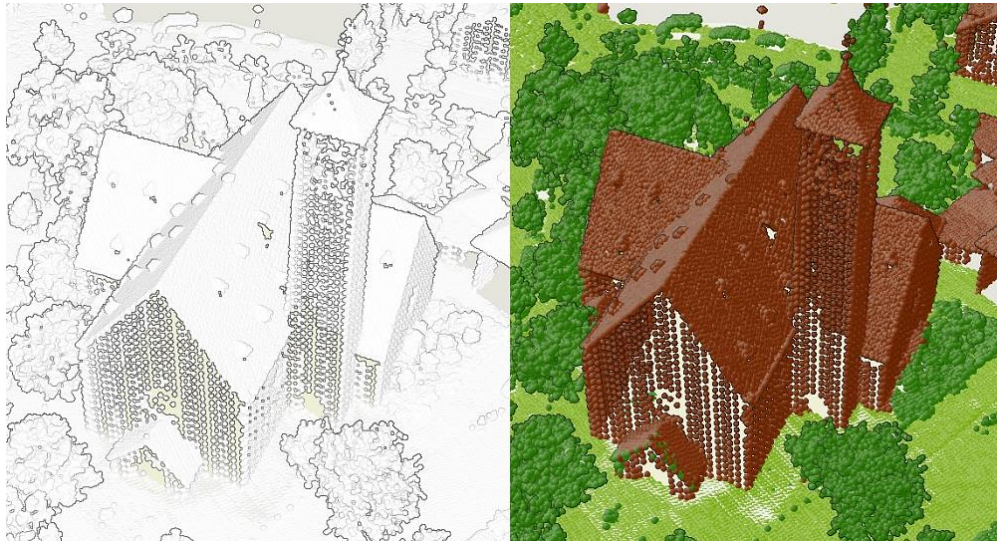
З-поміж основних напрямів практичного застосування штучного інтелекту в обробці геопросторових даних особливе місце займає побудова цифрових моделей місцевості (ЦММ). Ці моделі є ключовими компонентами сучасних геоінформаційних систем, геодезичних, картографічних і містобудівних проєктів, оскільки забезпечують тривимірне представлення рельєфу, об'єктів забудови, інфраструктури та природних особливостей території. Традиційно створення ЦММ вимагало значних обсягів польових вимірювань та складної обробки даних, однак із впровадженням методів штучного інтелекту з'явилася можливість суттєво автоматизувати, прискорити й підвищити точність цього процесу. Застосування алгоритмів машинного навчання, комп'ютерного зору та нейронних мереж дозволяє автоматично інтерпретувати дані дистанційного зондування (наприклад, знімки з дронів або супутників), класифікувати поверхні, виявляти об'єкти та формувати високоточні цифрові поверхні.

Хмара точок — це набір тривимірних координат, де кожна точка має просторове положення, визначене значеннями  $x$ ,  $y$  та  $z$ . Окрім геометричної інформації, точки можуть містити додаткові атрибути, зокрема GPS-мітки часу, інтенсивність відбитого сигналу та кількість повернень лазерного імпульсу. Інтенсивність характеризує силу сигналу, що повернувся після відбиття від об'єкта, а кількість повернень вказує на те, скільки разів лазерний імпульс був відбитий на своєму шляху [8].

Дані, отримані за допомогою LiDAR, можуть бути збагачені кольоровою інформацією (RGB), якщо паралельно виконувалася фотозйомка. Це дозволяє створювати більш деталізовані моделі об'єктів місцевості. Важливою процедурою є класифікація точок у хмарі за типом об'єкта, від якого було отримано відбитий сигнал. Наприклад, точки, що відбилися від поверхні землі, автоматично відносяться до класу "ґрунт", тоді як інші можуть бути

класифіковані як будівлі, рослинність, дороги, водойми тощо. Для кожного класу в системі присвоюється відповідний числовий код [8].

Класифікація хмари точок – це завдання, де кожній точці в хмарі точок присвоюється мітка, що представляє реальну сутність (див. Рисунок 1). І подібно до того, як це робиться в традиційних методах, для глибокого навчання процес класифікації хмари точок включає навчання – де нейронна мережа навчається на вже класифікованому (позначеному) наборі даних хмари точок, де кожна точка має унікальний код класу. Ці коди класів використовуються для представлення ознак, які ми хочемо, щоб нейронна мережа розпізнала. Ліворуч видно необроблені точки LiDAR. А для тієї ж області, праворуч, у нас є класифіковані точки, де коди класів призначені різним кольорам [8].



**Рис. 3.1. Ліворуч можна побачити необроблені точки LiDAR. А для тієї ж області, праворуч, у нас є класифіковані точки, де коди класів призначені різним кольорам [8].**

Хмари точок є ключовими складовими цифрових двійників — віртуальних реплік об'єктів та явищ реального світу. Такі двійники поєднують фізичні сутності, віртуальні моделі та дані, що забезпечують взаємозв'язок між ними. Наприклад, 3D-хмари точок використовуються для побудови цифрових моделей будівель, що інтегруються з сенсорними мережами й системами Інтернету речей, утворюючи інформаційні моделі в реальному часі. Геопросторові цифрові двійники дозволяють ефективно моніторити, оптимізувати та прогнозувати поведінку об'єктів і процесів у просторі.

Тривимірна хмара точок — це множина просторово розташованих точок у заданій системі координат, яка відображає геометрію об'єктів або поверхонь у тривимірному просторі. Такий формат даних має низку характерних властивостей:

- Рівномірність подання: хмара точок зазвичай є неструктурованою, неупорядкованою сукупністю координат у евклідовому просторі;
- Дискретність: дані представляють собою дискретні вибірки форми об'єкта без урахування геометричних чи топологічних зв'язків між точками;
- Нерівномірність розподілу: щільність точок може змінюватися залежно від особливостей об'єкта або технології збору, що призводить до нерівномірного просторового заповнення;
- Неповнота: через дискретний характер сканування, хмара точок за своєю природою не є повним відображенням поверхні;
- Неоднозначність: окрема точка не містить семантичної інформації, тому її класифікація (наприклад, як частини ґрунту, будівлі чи рослинності) є неможливою без контексту сусідніх точок;
- Атрибутивність: кожній точці можуть бути присвоєні додаткові характеристики — зокрема, колір (RGB), інтенсивність, координати нормалі до поверхні тощо;
- Масштабність: залежно від технології захоплення (LiDAR, фотограмметрія), хмари точок можуть містити мільйони або навіть мільярди записів, що створює потребу в ефективних алгоритмах обробки [10].

Ключовою особливістю 3D-хмар точок, як одного з основних типів тривимірних геопросторових даних, є відсутність внутрішньої структури, топології та семантичних зв'язків. По суті, це «плоский» набір просторових координат без ознак ієрархії чи логічних відношень між елементами. Як зазначають Гросс і Пфістер [11], така відсутність зв'язності водночас є і перевагою (гнучкість, універсальність), і обмеженням (труднощі в інтерпретації та аналізі). У зв'язку з цим усе більшу актуальність набувають дослідження та

інструменти, спрямовані на збагачення хмар точок додатковою інформацією — як структурною, так і семантичною — що дозволяє розширити можливості їх застосування в просторовому моделюванні та аналітиці.

Каневський та ін. [16] підкреслюють, що ключовою перевагою алгоритмів машинного навчання (ML) є здатність навчатися на основі даних, що робить їх ефективними для аналізу слабо описаних або складно структурованих явищ — характерних для геопросторових даних, зокрема 3D-хмар точок. Через відсутність внутрішньої структури, семантики та упорядкування, а також наявність шуму, неповноти та нерегулярності, традиційні алгоритмічні методи обробки таких даних є обмеженими.

Втім, ці особливості добре узгоджуються з можливостями ML/DL. По-перше, хмари точок — це великі обсяги просторових даних, що відповідають вимогам до обсягів навчальних вибірок. По-друге, методи глибинного навчання ефективно працюють з нечіткими, зашумленими даними, які типові для 3D-зйомки. По-третє, за наявності відповідних прикладів можна формалізувати семантичні класи, здійснюючи класифікацію, сегментацію, реконструкцію форм або виявлення об'єктів.

Обробка 3D-хмар точок із використанням методів машинного та глибинного навчання (ML/DL) ґрунтується на концепції прямої інтерпретації необроблених даних без потреби в попередньому формуванні структурованих моделей. Наприклад, нейронна мережа PointNet може безпосередньо працювати з неструктурованими хмарами точок, зберігаючи інваріантність до перестановок та забезпечуючи уніфіковану архітектуру для задач класифікації, сегментації й семантичного аналізу сцен.

ML/DL-підходи дозволяють вилучати просторові ознаки на запит, без попереднього зберігання або побудови проміжних представлень. Основними операціями є:

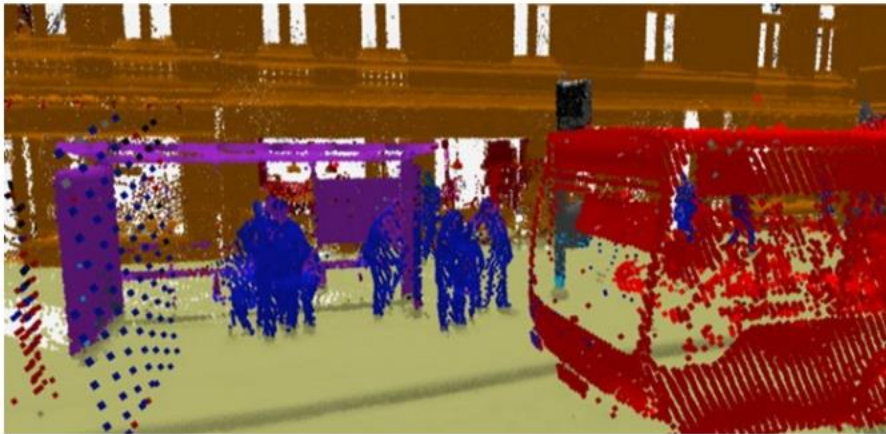
- Класифікація точок — присвоєння кожній точці мітки (наприклад, рослинність, вода, будівля) з відповідною ймовірністю.

- Сегментація — поділ хмари на логічні частини на основі локальних геометричних ознак або семантичних взаємозв'язків, зокрема з використанням графових нейронних мереж.
- Розпізнавання форм — комбіновані 2D–3D підходи, що використовують згорткові нейронні мережі для створення компактних дескрипторів форми.
- Класифікація об'єктів — виявлення та ідентифікація об'єктів на основі сегментованих і класифікованих даних.

Нерівномірна щільність вибірки в хмарах точок є викликом для навчання, оскільки моделі, навчені на щільних наборах, не завжди узагальнюються на розріджені області. Для цього застосовуються ієрархічні CNN, які працюють з вкладеними підмножинами точок.

ML/DL-платформи для інтерпретації 3D-хмар точок вирізняються гнучкістю налаштування, що дозволяє працювати з широким спектром семантичних міток та ознак. Вони мають високу масштабованість завдяки можливості впровадження в сервісно-орієнтовану архітектуру з використанням обчислювальних кластерів на базі GPU [21]. Обробка даних може здійснюватися на вимогу, у тому числі в режимі реального часу, без необхідності попередньої підготовки чи збереження проміжних представлень. Це також забезпечує економне використання пам'яті та зберігає початкову точність, оскільки аналіз виконується безпосередньо на необроблених даних. Таким чином, методи машинного та глибинного навчання пропонують ефективний, адаптивний і продуктивний інструментарій для інтерпретації 3D-хмар точок у широкому колі прикладних просторових задач.

У межах дослідницького проєкту було розроблено надійний і високопродуктивний механізм експериментальної геопросторової аналітики на основі методів машинного навчання. Він надає функції для зберігання, управління та візуалізації масивних 4D хмар точок [34]. На рис. 1.2 для вилучення об'єктів підземної інфраструктури у вуличному просторі з даних мобільного картографування було використано 3D-інтерпретацію хмари точок.



**Рис. 1.2.** Приклад точкової класифікації для типового сценарію вуличного простору. Земля, будівлі, транспортні засоби, пішоходи та різні об'єкти вуличних меблів класифікуються за допомогою підходу на основі PointNet та візуалізуються різними кольорами [17].

Візуалізація показує витягнуті труби, а також виявлені вуличні елементи, такі як кришки люків. На рис. 1.3 3D-інтерпретація хмари точок визначила та класифікувала точки відповідно до різних категорій вуличного обладнання. Рис. 1.3 показує, як часові ряди 3D-хмар точок, наприклад, отримані під час мобільного сканування, можна інтерпретувати для вилучення відповідних об'єктів, таких як вуличні знаки, транспортні засоби, рослинність тощо.



**Рис. 1.3.** Приклад класифікації об'єктів (на основі PointNet) у динамічному сценарії, заданому часовим рядом 3D-хмар точок [17].

Цифрові двійники, як цифрові представлення фізичних об'єктів або явищ, є ключовим елементом цифрової трансформації. Їх мета — точно відобразити геометричні, функціональні та поведінкові характеристики реальних сутностей. Побудова таких двійників на основі формалізованих схем 3D-моделювання (наприклад, CityGML LOD3/LOD4) [18] є складним і схильним до помилок

процесом. Традиційні методи реконструкції стикаються з проблемами, пов'язаними з неточними або неповними вхідними даними, а також із неможливістю охоплення всіх особливих або нечітко структурованих випадків у межах заданої моделі.

У цьому контексті 3D-хмари точок виступають ефективною альтернативою — вони містять вихідну просторову інформацію у простій, послідовній та геометрично точній формі. Особливо це актуально для складних середовищ, таких як внутрішні приміщення, об'єкти містобудування чи інформаційні моделі будівель. Застосування методів машинного та глибокого навчання (ML/DL) для аналізу хмар точок дозволяє уникнути жорстких обмежень формалізованих схем. Така інтерпретація не лише ефективно класифікує та структурує необроблені дані, але й генерує семантичну інформацію «на вимогу» — у процесі виконання, без попереднього моделювання.

Завдяки цьому можна ідентифікувати об'єкти будь-якого типу чи складності, включаючи нечіткі, незвичні або слабо структуровані елементи, що часто залишаються поза межами традиційних 3D-моделей. Крім того, аналіз здійснюється безпосередньо на необроблених геопросторових даних, зберігаючи їхню точність і автентичність. Це не лише спрощує управління та зберігання інформації (зокрема для часових рядів), а й забезпечує надійну основу для автоматизованого створення геопросторових цифрових двійників нового покоління.

Штучний інтелект кардинально змінює підходи до програмування та розробки програмних рішень у різних прикладних сферах. У геопросторовій галузі особливості даних добре узгоджуються з методами машинного та глибокого навчання (ML/DL), зокрема в контексті гіпотези природності, яка трактує геодані як аналог лінгвістичного корпусу.

Застосування ML/DL до 3D-хмар точок дозволяє автоматично витягувати семантику, релевантну для конкретної задачі чи предметної області. Це відкриває можливості для переходу від традиційного геопросторового

моделювання до інтелектуальної інтерпретації, уникаючи складних евристичних алгоритмів і модельних абстракцій.

ШІ-технології сприяють оптимізації та автоматизації процесів обробки геоданих і функціонування ГІС. Водночас виникають виклики — передусім необхідність у якісних навчальних даних і ефективному поданні ознак.

Крім того, ML/DL значно спрощує програмну інженерію, замінюючи частину складних, застарілих і перевантажених реалізацій так званими «чорними скриньками», які легші в налаштуванні й обслуговуванні. У перспективі значна частина традиційних процедур ГІС, зокрема складні евристики, може бути поглинена або трансформована за допомогою моделей машинного навчання.

### 3.2. Переваги та обмеження впровадження технологій ШІ в управлінні геопросторовими даними

Штучний інтелект стрімко трансформує підходи до збору, обробки та аналізу геопросторових даних, відкриваючи нові можливості для автоматизації, підвищення точності та ефективності просторового управління. Алгоритми машинного навчання й глибокого навчання дозволяють оперативно обробляти великі масиви даних, виявляти закономірності, прогнозувати просторові зміни та формувати високоточні моделі реального середовища. Водночас упровадження таких технологій супроводжується низкою викликів — від технічних обмежень та складності адаптації до локальних умов, до проблем сумісності даних, відсутності навчальних вибірок і ризиків некоректної інтерпретації. Застосування технологій штучного інтелекту в управлінні геопросторовими даними має низку суттєвих переваг, які змінюють традиційні підходи до обробки просторової інформації:

- Автоматизація збору та обробки геоданих. Застосування технологій штучного інтелекту забезпечує автоматизацію як первинного збору, так і подальшої обробки геопросторових даних. Зокрема, алгоритми комп'ютерного зору здатні автоматично розпізнавати та класифікувати об'єкти на супутникових чи аерофотознімках, а також обробляти дані з лазерного сканування (LiDAR) або

БПЛА без участі оператора. Це дозволяє значно скоротити тривалість геодезичних робіт і зменшити потребу в ручному втручанні на етапі аналізу та картографування.

- Висока точність та швидкість вимірювань. Алгоритми ШІ, зокрема моделі глибинного навчання, здатні з високою точністю ідентифікувати координати об'єктів, визначати їхні геометричні параметри та автоматично формувати цифрові моделі місцевості. Крім того, обробка даних відбувається значно швидше порівняно з традиційними методами, що особливо важливо в умовах, коли необхідно отримати результати у стислі терміни — наприклад, під час моніторингу аварійних ситуацій або планування будівництва.

- Виявлення аномалій і дефектів у режимі реального часу. Інтеграція штучного інтелекту з польовими сенсорами, GNSS-обладнанням та системами дистанційного зондування дає змогу виявляти просторові аномалії, зміщення об'єктів або структурні дефекти в реальному часі. Це особливо актуально в процесах геомоніторингу, контролю за деформаціями інженерних споруд або оцінки стабільності схилів, дамб і мостів.

- Прогнозування змін стану об'єктів. Завдяки машинному навчанню можливо не лише аналізувати поточний стан геопросторових об'єктів, а й здійснювати прогнозування їх змін на основі історичних даних і трендів. Наприклад, можна передбачити ризики зсувів, ерозій, затоплень або неконтрольованої урбанізації. Це значно підвищує ефективність стратегічного планування та управління територіями.

- Аналіз великих обсягів інформації. Штучний інтелект здатен обробляти великі масиви різномірних геопросторових даних, включаючи супутникові знімки, хмари точок, топографічні карти та атрибутивну інформацію. Його використання уможливорює синтез багатьох джерел даних в єдину інформаційну модель, що підвищує точність аналізу, знижує інформаційне навантаження на аналітиків і забезпечує повніший огляд просторової ситуації.

- Зниження впливу людського фактору. Автоматизація аналітичних процедур за допомогою ШІ мінімізує ймовірність помилок, пов'язаних із

суб'єктивністю або неуважністю оператора. Це особливо важливо при виконанні складних обчислень, аналізі великих обсягів даних або в критичних сферах, таких як інженерна геодезія, кадастровий облік або містобудівне планування.

- Підвищення безпеки геодезичних робіт. Використання безпілотних літальних апаратів, автономних мобільних платформ і сенсорних систем з елементами штучного інтелекту дозволяє зменшити потребу у присутності спеціалістів у небезпечних або важкодоступних місцях (скелі, кар'єри, зони обвалів тощо). Таким чином, ШІ не лише підвищує ефективність робіт, а й безпосередньо сприяє зниженню ризиків для життя і здоров'я фахівців.

Попри значний потенціал штучного інтелекту у сфері управління геопросторовими даними, існує низка обмежень, які стримують його широкомасштабне впровадження. Ці обмеження пов'язані як із технічними та фінансовими аспектами, так і з організаційними та кадровими викликами. Їх усвідомлення є необхідним для обґрунтованого планування цифрової трансформації геодезичних, картографічних, кадастрових та ГІС-процесів. Нижче розглянуто основні з них.

- Висока вартість розробки та впровадження. Інтеграція технологій ШІ у просторові системи потребує значних інвестицій. До витрат входять придбання або оренда обчислювальних ресурсів (зокрема GPU-серверів), розробка програмного забезпечення, навчання персоналу та забезпечення кібербезпеки. Для багатьох установ — особливо державних або локальних — такі витрати є серйозним бар'єром. Крім того, комерційні ШІ-рішення часто вимагають оплати підписок, технічного супроводу або індивідуальної адаптації.

- Потреба у великих обсягах якісних навчальних даних. Машинне та глибинне навчання є ефективним лише за умови наявності достатньо великих і якісно розмічених навчальних вибірок. У сфері геопросторових даних це означає необхідність мати репрезентативні зображення, карти, хмари точок з точними семантичними мітками. Проблема полягає в тому, що такі дані часто відсутні, застарілі або непридатні для повторного використання. Створення нових

навчальних наборів вимагає часу, ресурсів і експертної участі, що ускладнює впровадження ШІ в нових регіонах або проектах.

- Складність налаштування та адаптації моделей. Алгоритми ШІ не є універсальними — їх необхідно адаптувати до конкретних умов, типів даних, задач і територіальних особливостей. Це вимагає глибокого розуміння як моделей машинного навчання, так і специфіки геопросторової інформації. У багатьох випадках існуючі моделі не демонструють належної точності без додаткового тренування або доопрацювання, що створює потребу в міждисциплінарній співпраці між спеціалістами з геодезії, ГІС та інформатики.

- Обмежена прозорість і пояснюваність алгоритмів. Особливо в разі використання глибинних нейронних мереж існує проблема так званого «чорного ящика»: модель видає результат, але механізм його формування залишається непрозорим для користувача. Це ускладнює валідацію результатів, особливо в регламентованих сферах, де важливо мати обґрунтовані та відтворювані аналітичні висновки. Крім того, відсутність пояснень може призводити до втрати довіри до системи серед кінцевих користувачів.

- Необхідність спеціалізованих знань для роботи з ШІ-системами. Запуск, налаштування та підтримка ШІ-рішень вимагають знань у сфері програмування, математичного моделювання, обробки геоданих, а також розуміння принципів роботи штучного інтелекту. У багатьох організаціях відсутні фахівці з відповідною кваліфікацією, а навчання персоналу потребує часу та ресурсів. Це створює залежність від зовнішніх розробників або консультантів і ускладнює самостійне масштабування рішень.

Отже, впровадження технологій штучного інтелекту у сферу управління геопросторовими даними є потужним чинником трансформації сучасних геоінформаційних процесів. Переваги ШІ — зокрема автоматизація обробки, підвищення точності, здатність працювати з великими масивами даних і зниження впливу людського фактору — відкривають нові горизонти для ефективнішого аналізу, моніторингу та прогнозування просторових явищ. У поєднанні з інноваційними підходами до візуалізації та інтеграції даних це

формує підґрунтя для створення сучасних цифрових двійників територій, інформаційних моделей місцевості та інтелектуальних систем прийняття рішень.

Утім, разом із перевагами важливо враховувати й наявні обмеження. Серед них — висока вартість впровадження, потреба у великих обсягах якісних навчальних даних, складність адаптації моделей, обмежена пояснюваність результатів та дефіцит фахівців. Ці чинники потребують усвідомленого і стратегічного підходу до інтеграції ШІ в професійні геопросторові практики.

Таким чином, ефективне застосування ШІ у сфері геоданих має ґрунтуватися на балансі між технологічними можливостями й інституційною готовністю до змін. У перспективі, за умови подолання поточних бар'єрів, штучний інтелект стане невід'ємною частиною цифрової екосистеми просторового управління, підвищуючи її точність, швидкість і стійкість до викликів ХХІ століття.

### 3.3. Перспективи розвитку ШІ у сфері управління геопросторовими даними в Україні

Розвиток штучного інтелекту (ШІ) у сфері управління геопросторовими даними в Україні відкриває нові можливості для підвищення ефективності та точності в різних галузях, таких як урбаністика, агропромисловий комплекс, екологічний моніторинг та інфраструктурне планування. Інтеграція ШІ дозволяє автоматизувати процеси збору, обробки та аналізу просторової інформації, що сприяє прийняттю обґрунтованих рішень на основі великих обсягів даних.

У цьому контексті можна виділити кілька ключових напрямів перспективного розвитку ШІ в управлінні геопросторовими даними в Україні:

#### 1. Інтеграція ШІ в державні геоінформаційні системи

Штучний інтелект має потенціал істотно покращити функціонування державних кадастрів і реєстрів. За допомогою алгоритмів машинного навчання можна автоматично оновлювати геопросторову інформацію, виявляти несумісності, дублікати або порушення меж земельних ділянок. Крім того, ШІ може підтримувати автоматизований аналіз картографічних даних у системах

містобудівного кадастру, земельного моніторингу та водного реєстру, підвищуючи прозорість і точність державного управління простором.

## 2. Розвиток цифрових двійників міст і територій

Цифрові двійники — це інтерактивні 3D-моделі реальних об'єктів та середовищ, які збагачені сенсорними даними і можуть оновлюватись у режимі реального часу. В Україні ШІ здатен автоматично формувати й підтримувати цифрові двійники міст, будівель, інфраструктури. Такі системи допомагають візуалізувати міський розвиток, відстежувати зміни в забудові, моделювати наслідки урбаністичних рішень, оптимізувати транспортні потоки та розміщення об'єктів критичної інфраструктури.

## 3. Оптимізація сільськогосподарського землекористування

В аграрній сфері алгоритми ШІ дозволяють підвищити ефективність використання земельних ресурсів завдяки точному моніторингу стану посівів, аналізу кліматичних і ґрунтових показників, прогнозуванню врожайності. Це дає можливість запроваджувати прецизійне землеробство, мінімізувати витрати на ресурси (добрива, вода, паливо) і водночас знижувати вплив на навколишнє середовище. Геопросторові дані в поєднанні з ШІ допомагають формувати карти продуктивності, ризиків деградації та рекомендації щодо агротехнічних заходів.

## 4. Розвиток безпілотного картографування та моніторингу

Використання дронів та мобільних платформ зі ШІ-модулями дозволяє автоматично збирати геопросторову інформацію у важкодоступних або небезпечних зонах. Це особливо корисно при зйомці кар'єрів, зон природних катастроф, охоронних територій, ліній електропередач. ШІ обробляє зображення в польових умовах, виконує розпізнавання об'єктів, класифікацію рельєфу та виявлення змін. Такі мобільні системи значно скорочують час на збір даних і мінімізують участь людини в ризикованих умовах.

## 5. Виявлення та аналіз просторових ризиків

ШІ може виявляти закономірності в часових рядах супутникових або польових спостережень і на основі цього прогнозувати природні загрози — зсуви, повені, осідання ґрунтів, ерозійні процеси. Це дає змогу вчасно вживати

запобіжних заходів, оптимізувати розміщення інфраструктурних об'єктів, визначати зони ризику при містобудівному плануванні або технічній інвентаризації. Такі інструменти також корисні для формування екологічних паспортів територій.

#### 6. Використання ШІ в системах «розумного міста»

У міському середовищі ШІ здатен оптимізувати процеси за рахунок аналізу геопросторових потоків даних з камер, сенсорів, GPS-трекерів та мобільних додатків. Наприклад, можна прогнозувати завантаженість транспорту, регулювати світлофори в реальному часі, визначати оптимальні маршрути для громадського транспорту або комунальних служб. Крім того, системи безпеки на основі ШІ можуть визначати скупчення людей, порушення зон доступу або аномальні події.

#### 7. Підвищення ефективності в управлінні інфраструктурою

ШІ-системи можуть автоматично розпізнавати дефекти на дорожньому покритті, мостах, будівлях, трубопроводах або інших інженерних спорудах. Наприклад, аналіз зображень із дронів або відеопотоків з камер дозволяє виявити тріщини, корозію, перекося або протікання. Це дає змогу вчасно проводити ремонт, планувати технічне обслуговування, продовжувати термін служби об'єктів і знижувати аварійність.

#### 8. Стимулювання наукових досліджень і розробок

Інтеграція ШІ в геопросторову аналітику створює нові напрямки для наукової діяльності в українських університетах і дослідницьких центрах. Створення відкритих платформ, доступ до супутникових знімків, хмар точок, великих наборів ГІС-даних стимулює міждисциплінарні дослідження, зокрема на стику геоінформатики, штучного інтелекту, екології, містобудування. Це також сприяє формуванню інноваційних стартапів та партнерств із міжнародними інституціями.

#### 9. Розвиток освітніх програм і кадрового потенціалу

Попит на фахівців, здатних поєднувати знання з геодезії, ГІС, ШІ та програмування, зростає як в Україні, так і за її межами. Це відкриває перспективи

для створення нових освітніх програм на рівні бакалаврату, магістратури та післядипломної освіти. Підготовка таких кадрів забезпечить сталу цифрову трансформацію галузі й зміцнить науково-технічну базу України в міжнародному просторі.

#### 10. Міжнародна співпраця та залучення інвестицій

Участь України у міжнародних геоінформаційних проєктах (таких як *Copernicus*, *INSPIRE*, *GEOSS*) відкриває доступ до технологій, супутникових даних, методологій і фінансування. Це створює умови для реалізації інноваційних ініціатив, залучення приватних інвесторів, технологічних партнерів та інтеграції у глобальні цифрові екосистеми.

Інтеграція штучного інтелекту у сферу управління геопросторовими даними в Україні демонструє значний потенціал для цифрової трансформації державного управління, науки, бізнесу та освіти. Рішення на основі ML/DL відкривають нові можливості для автоматизації кадастрових систем, створення цифрових двійників, оптимізації міської інфраструктури й сільськогосподарського виробництва.

ШІ сприяє підвищенню точності просторового аналізу, своєчасному виявленню ризиків і прийняттю обґрунтованих рішень у різних секторах. Крім того, його застосування у безпілотному моніторингу, інфраструктурному менеджменті та системах «розумного міста» дозволяє значно знизити витрати ресурсів і підвищити якість сервісів.

Подальший розвиток цієї сфери потребує інституційної підтримки, інвестицій у науку, розширення освітніх програм і міжнародної співпраці. Саме завдяки таким крокам Україна зможе інтегруватися у світову екосистему інновацій та посилити власну спроможність до сталого управління простором і ресурсами.

#### Висновки до розділу 3

У третьому розділі було розглянуто ключові прикладні напрямки застосування штучного інтелекту в галузі просторового аналізу та цифрового

модельовання. Особливу увагу приділено можливостям ШІ у побудові цифрових моделей місцевості (ЦММ) на основі хмар точок, супутникових і аерофотознімків. Встановлено, що технології глибинного навчання здатні ефективно автоматизувати процеси реконструкції просторових об'єктів, класифікації поверхонь та генерації тривимірних моделей без необхідності в трудомісткому ручному модельованні. Це дозволяє значно скоротити час створення ЦММ, підвищити точність, деталізацію та адаптивність таких моделей до змін у навколишньому середовищі.

У процесі аналізу було детально розглянуто переваги застосування ШІ в управлінні геоданими: автоматизація, висока швидкість обробки, можливість працювати з великими масивами інформації, зниження впливу людського фактору, оперативне виявлення аномалій і дефектів, а також прогнозування змін стану об'єктів. Разом із тим, обґрунтовано наявність низки обмежень і викликів, серед яких — висока вартість впровадження, потреба у якісних навчальних даних, складність адаптації моделей до специфіки просторових задач, недостатня прозорість алгоритмів та необхідність фахових знань у сфері ШІ.

Окремий акцент зроблено на перспективі розвитку технологій штучного інтелекту в Україні. Встановлено, що інтеграція ШІ в державні ГІС, розвиток цифрових двійників міст, автоматизоване моніторингове картографування, прогнозування просторових ризиків і підтримка розумного землекористування відкривають нові можливості для ефективного управління територіями. Водночас реалізація цих перспектив залежить від комплексної взаємодії держави, бізнесу та наукової спільноти, а також від формування національної стратегії цифровізації просторової інформації з урахуванням штучного інтелекту.

Таким чином, практичні приклади та аналітичні спостереження, наведені в цьому розділі, підтверджують, що штучний інтелект стає не лише інноваційним інструментом в обробці геоданих, а й рушієм трансформації всієї сфери геодезії, картографії, землевпорядкування та містобудування в умовах цифрової епохи.

## ВИСНОВКИ

У процесі виконання кваліфікаційної роботи було здійснене комплексне дослідження сучасного стану, теоретичних засад, прикладних прикладів та перспектив використання технологій штучного інтелекту (ШІ) для збору та обробки геопросторових даних, зокрема у сфері геодезії. На основі аналізу літературних джерел, прикладних рішень і перспектив розвитку, можна сформулювати такі основні висновки:

1. Сучасний розвиток ШІ кардинально змінює підходи до обробки геопросторової інформації, сприяючи автоматизації рутинних операцій, підвищенню точності вимірювань, розпізнаванню закономірностей у великих масивах даних та виявленню нових знань. У цьому контексті формування нової міждисциплінарної галузі — GeoAI — є природним кроком у розвитку як геоінформатики, так і штучного інтелекту.

2. Основними алгоритмами, що застосовуються у GeoAI, є машинне навчання (ML), глибоке навчання (DL), convolutional neural networks (CNN) та інші моделі, здатні ефективно працювати з даними дистанційного зондування, хмарами точок, зображеннями та картографічними шарами. Ці методи демонструють високу ефективність при задачах класифікації, сегментації, прогнозування змін, аналізу територій.

3. Застосування ШІ у геодезичних технологіях вже сьогодні охоплює кілька важливих напрямів, зокрема:

- автоматичне розпізнавання об'єктів на супутникових та аерофотознімках;
- моніторинг деформацій споруд, мостів, дамб за допомогою інтелектуального аналізу даних;
- удосконалення кадастрових процедур через автоматизацію оновлення та виявлення помилок у просторових базах даних.

4. Практичні приклади показують, що впровадження ШІ значно підвищує ефективність геодезичних робіт, знижує час на обробку даних та мінімізує людський фактор. Проте залишаються виклики, пов'язані з доступом до якісних

навчальних вибірок, складністю інтерпретації «чорних скриньок» ML-моделей, а також інтеграцією нових підходів у державні та комерційні робочі процеси.

5. Серед основних переваг впровадження ШІ в геопросторову сферу можна виділити:

- підвищення точності результатів;
- масштабованість рішень для великих територій;
- можливість роботи в реальному часі;
- зменшення витрат на польові роботи.

6. Серед обмежень та викликів — потреба у високоякісних тренувальних даних, складність інтерпретації результатів глибокого навчання, обмеження обчислювальних ресурсів та відсутність уніфікованих стандартів для застосування ШІ в геодезії.

7. Перспективи розвитку ШІ у сфері геопросторових даних в Україні є надзвичайно широкими. Вони охоплюють автоматизацію державних кадастрів, створення цифрових двійників територій, оптимізацію сільськогосподарського землекористування, розвиток «розумних міст», безпілотне картографування, а також розширення наукових досліджень і підготовку нових кадрів.

Таким чином, проведене дослідження підтвердило, що штучний інтелект є стратегічним інструментом для модернізації геодезичної галузі та просторового планування. Його впровадження дозволяє підвищити ефективність управління територіями, покращити якість геоданих і забезпечити конкурентоспроможність України на міжнародному рівні у сфері геоінформаційних технологій.

У ході виконання кваліфікаційної роботи були повністю досягнуті всі поставлені завдання:

1. Проаналізовано сучасний стан розвитку штучного інтелекту та його вплив на геодезичні технології. Проведено огляд основних понять і підходів у сфері GeoAI, визначено роль ШІ у трансформації процесів збору та обробки геопросторових даних.

2. Визначено основні алгоритми та методи штучного інтелекту, які можуть бути застосовані у геодезії. Описано типи моделей машинного та глибокого

навчання (ML/DL), включаючи нейронні мережі, дерева рішень, методи класифікації та сегментації зображень.

3. Досліджено практичні приклади використання ШІ для збору і обробки геопросторових даних та оцінено їх ефективність. Проаналізовано приклади інтеграції ШІ у дистанційне зондування, геодезичний моніторинг і кадастрові процедури.

4. Виявлено основні переваги та обмеження впровадження технологій ШІ у геодезичних процесах. Сформульовано ключові технічні, організаційні та етичні аспекти, що впливають на ефективність застосування ШІ.

5. Розглянуто перспективи розвитку та вдосконалення методів використання ШІ у сфері геодезії. Виокремлено стратегічні напрями, що мають перспективу розвитку в українських реаліях: цифрові двійники, «розумне» місто, інфраструктурний моніторинг, освітні ініціативи, наукові дослідження та міжнародна співпраця.

Таким чином, здійснене дослідження підтвердило актуальність обраної теми та забезпечило комплексне бачення можливостей і перспектив впровадження ШІ у сфері геопросторових даних.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. A. Felicetti, M. Paolanti, P. Zingarettia, R. Pierdicca, and E. S. Malinverni, “Mo.Se.: Mosaic Image Segmentation Based On Deep Cascading Learning,” *Virtual Archaeol. Rev.*, vol. 12, no. 24, ст. 25–38, 2021, doi: 10.4995/VAR.2021.14179.
2. Bagarinao (2016). Households' Natural Disaster Preparedness. A View from a Second Class Municipality in a Developing Country Environment Asia. Vol 9 ( 2)P. 158–164. [https://www.researchgate.net/publication/305315830\\_Households'\\_Natural\\_Disaster\\_Preparedness\\_A\\_View\\_from\\_a\\_Second\\_Class\\_Municipality\\_in\\_a\\_Developing\\_Country\\_EnvironmentAsia](https://www.researchgate.net/publication/305315830_Households'_Natural_Disaster_Preparedness_A_View_from_a_Second_Class_Municipality_in_a_Developing_Country_EnvironmentAsia)
3. Boulos, M.N.K., Peng, G. and Vopham, T. (2019) An Overview of GeoAI Applications in Health and Healthcare. *International Journal of Health Geographics*, 18, Article No. 7. [https://www.researchgate.net/publication/332329834\\_An\\_overview\\_of\\_GeoAI\\_applications\\_in\\_health\\_and\\_healthcare](https://www.researchgate.net/publication/332329834_An_overview_of_GeoAI_applications_in_health_and_healthcare)
4. Cresson, R. (2018) A Framework for Remote Sensing Images Processing Using Deep Learning Techniques. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16, 25-29. [https://www.researchgate.net/publication/327659573\\_A\\_Framework\\_for\\_Remote\\_Sensing\\_Images\\_Processing\\_Using\\_Deep\\_Learning\\_Techniques](https://www.researchgate.net/publication/327659573_A_Framework_for_Remote_Sensing_Images_Processing_Using_Deep_Learning_Techniques)
5. Dai X, Wang Z, Liu S, Yao Y, Zhao R, Xiang T, et al. Hyperspectral imagery reveals large spatial variations of heavy metal content in agricultural soil—A case study of remote-sensing inversion based on Orbita hyperspectral satellites (OHS) imagery. *Journal of Cleaner Production*. 2022;380:134878. DOI: 10.1016/j.jclepro.2022.134878
6. ELISE-European Location Interoperability Solutions for E-Government [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://interoperable-europe.ec.europa.eu/collection/elise-european-location-interoperability-solutions-e-government/glossary/term/geospatial-artificial-intelligence>

7. ESRI (2013) The Language of Spatial Analysis [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.esri.com/content/dam/esrisites/sitecore-archive/Files/Pdfs/library/books/the-language-of-spatial-analysis.pdf>
8. ESRI Point cloud classification using PointCNN [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://developers.arcgis.com/python/latest/guide/point-cloud-segmentation-using-pointcnn/>
9. European Commission (2020) White Paper on Artificial Intelligence: A European Approach to Excellence and Trust. <https://www2.itif.org/2020-eu-approach-ai.pdf>
10. Geospatial Artificial Intelligence: Potentials of Machine Learning for 3D Point Clouds and Geospatial Digital Twins: Hasso Plattner Institute, Digital Engineering Faculty, University of Potsdam, Prof.-Dr.-Helmert-Str. 2-3, 14482 Potsdam, Germany, PFG (2020) 88:15–24 [https://www.researchgate.net/publication/339511747\\_Geospatial\\_Artificial\\_Intelligence\\_Potentials\\_of\\_Machine\\_Learning\\_for\\_3D\\_Point\\_Clouds\\_and\\_Geospatial\\_Digital\\_Twins](https://www.researchgate.net/publication/339511747_Geospatial_Artificial_Intelligence_Potentials_of_Machine_Learning_for_3D_Point_Clouds_and_Geospatial_Digital_Twins)
11. Gross M, Pfster H (2007) Point-based graphics. Morgan Kaufmann Publishers Inc, USA ISBN:978-0-12-370604-1
12. H. Elhamdadi, S. Canavan, and P. Rosen, “AffectiveTDA: Using Topological Data Analysis to Improve Analysis and Explainability in Affective Computing,” *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, vol. 28, no. 1, pp. 769–779, 2022, doi: 10.1109/TVCG.2021.3114784.
13. Hu, Y., Li, W., Wright, D., Aydin, O., Wilson, D., Maher, O., and Raad, M. (2019) Artificial Intelligence Approaches. In: Wilson, J.P., Ed., *The Geographic Information Science & Technology Body of Knowledge*, Association of American Geographers, Philadelphia [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://gistbook-topics.ucgis.org/AM-08-093>
14. J. A. R. Blais and H. Esche, “Geomatics and the New Cyber-Infrastructure,” *Geomatica*, vol. 62, no. 1, pp. 11–22, 2008.

[https://www.researchgate.net/publication/254745882\\_Geomatics\\_and\\_the\\_new\\_cyber-infrastructure](https://www.researchgate.net/publication/254745882_Geomatics_and_the_new_cyber-infrastructure)

15. K. Li, G. Wan, G. Cheng, L. Meng, and J. Han, "Object Detection in Optical Remote Sensing Images: A Survey and a New Benchmark," *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 159, pp. 296–307, 2020, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2019.11.023.

16. Kanevski M, Foresti L, Kaiser C, Pozdnoukhov A, Timonin V, Tuia D (2009) Machine learning models for geospatial data. *Handbook of theoretical and quantitative geography*. University of Lausanne, Lausanne, pp 175–227  
[https://www.researchgate.net/publication/261551597\\_Machine\\_learning\\_models\\_for\\_geospatial\\_data](https://www.researchgate.net/publication/261551597_Machine_learning_models_for_geospatial_data)

17. L. Barazzetti, M. Previtali, and M. Scaioni, "Roads Detection and Parametrization in Integrated BIM-GIS Using LiDAR," *Infrastructures*, vol. 5, no. 7, 2020, doi: 10.3390/infrastructures5070055.

18. Löwner MO, Gröger G, Benner J, Biljecki F, Nagel C (2016) Proposal for a new LOD and multi-representation concept for CityGML. In: *ISPRS annals of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences*, vol 4, pp 3–12  
[https://www.researchgate.net/publication/308937341\\_Proposal\\_for\\_a\\_new\\_LOD\\_and\\_multi-representation\\_concept\\_for\\_CityGML](https://www.researchgate.net/publication/308937341_Proposal_for_a_new_LOD_and_multi-representation_concept_for_CityGML)

19. Mingming W., Nesterenko S., Shterndok E.(2019).Modelling of the Parcel Pattern Impact.International science and technology conference "Earth science".IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science,272.  
[https://www.researchgate.net/publication/362691492\\_IOP\\_Conference\\_Series\\_Earth\\_and\\_Environmental\\_Science\\_Modelling\\_of\\_the\\_Parcel\\_Pattern\\_Impact\\_Modelling\\_of\\_the\\_Parcel\\_Pattern\\_Impact](https://www.researchgate.net/publication/362691492_IOP_Conference_Series_Earth_and_Environmental_Science_Modelling_of_the_Parcel_Pattern_Impact_Modelling_of_the_Parcel_Pattern_Impact)

20. Nesterenko, S., Mishchenko, R., Shchepak, V., Shariy, G. (2020). Public Cadastral Maps as a Basis for a Construction of the Building General Layout. *Proceedings of the 2nd International Conference on Building Innovations. ICBI 2019. Lecture Notes in Civil Engineering*, vol 73. Springer, Cham,161-170.

[https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolNTU/9107/1/Nesterenko\\_Shariy\\_Shchepak\\_Odariuk.doc](https://reposit.nupp.edu.ua/bitstream/PolNTU/9107/1/Nesterenko_Shariy_Shchepak_Odariuk.doc)

21. Qi V, Yi L, Su H, Guibas L (2017) PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. CoRR arXiv :1706.02413

22. R. Pierdicca and M. Paolanti, “GeoAI: a Review of Artificial Intelligence Approaches for the Interpretation of Complex Geomatics Data,” *Geosci. Instrumentation, Methods Data Syst.*, vol. 11, no. 1, pp. 195–218, 2022, doi: 10.5194/gi-11-195-2022.

23. Ranada, P.(2014). PH named country most affected by climate change in 2013. *Rappler*. December 3 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.rappler.com/environment/76868-philippines-tops-global-climate-risk-index/>

24. Riya, B. (2019) 15 Best GIS Software in 2021 for Analyzing Geospatial Data [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.techjockey.com/blog/top-gis-software-for-analysing-geographic-data>

25. S. Gao, “Geospatial Artificial Intelligence (GeoAI),” *Geography*, no. January, 2021, doi: 10.1093/obo/9780199874002-0228.

26. Salman A.H. Selmy, Dmitry E. Kuche and Yujian Yang *Geospatial Data: Acquisition, Applications, and Challenges* [https://www.researchgate.net/publication/384912065\\_Geospatial\\_Data\\_Acquisition\\_Applications\\_and\\_Challenges](https://www.researchgate.net/publication/384912065_Geospatial_Data_Acquisition_Applications_and_Challenges)

27. Simmons S. Metadata and spatial data infrastructure. In: Huang B, editor. *Comprehensive Geographic Information Systems*. 1st ed. Oxford, UK: Elsevier; 2018. pp. 110-124. DOI: 10.1016/B978-0-12-409548-9.09611-1

28. Singh AP, Dhadse K. Economic evaluation of crop production in the Ganges region under climate change: A sustainable policy framework. *Journal of Cleaner Production*. 2021;278:123413. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.123413

29. Skretas A, Gyftakis S, Marcoulaki E. A demonstration of sustainable pipeline routing optimization using detailed financial and environmental assessment.

Journal of Cleaner Production. 2022;362:132305. DOI: 10.1016/j.jclepro.2022.132305

30. Stock K, Guesgen H. Geospatial reasoning with open data. In: Layton R, Watters PA, editors. Automating Open Source Intelligence. 1st ed. Syngress, Waltham, MA, USA: Elsevier; 2016. pp. 171-204. DOI: 10.1016/B978-0-12-802916-9.00010-5

31. T. Czerniawski and F. Leite, "Automated Segmentation of RGB-D Images into a Comprehensive Set of Building Components Using Deep Learning," Adv. Eng. Informatics, vol. 45, 2020, doi: 10.1016/j.aei.2020.101131.

32. United Nations Committee of Experts on Global Geospatial Information Management. (2015) Future Trends in Geospatial Information Management: the Five to Ten Year Vision. 2nd Edition. [https://ggim.un.org/documents/un-ggim-future-trends\\_second%20edition.pdf](https://ggim.un.org/documents/un-ggim-future-trends_second%20edition.pdf)

33. WGIC Policy Report (2021) Geospatial AI/ML Applications and Policies: A Global Perspective. <https://wgicouncil.org/wp-content/uploads/2023/10/WGIC-Policy-Report-2021-01-Geospatial-AIML-Report.pdf>

34. Wolf J, Richter R, Döllner J (2019) Techniques for automated classification and segregation of mobile mapping 3D point clouds. In: Proceedings of the 14th international joint conference on computer vision, imaging and computer graphics theory and applications, VISIGRAPP 2019, vol 1: GRAPP, pp 201–208 <https://www.scitepress.org/Documents/2019/73088/>

35. X. Gong, Q. Yao, M. Wang, and Y. Lin, "A Deep Learning Approach for Oriented Electrical Equipment Detection in Thermal Images," IEEE Access, vol. 6, pp. 41590–41597, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2859048.

36. Y. Bengio, Y. Lecun, and G. Hinton, "Deep Learning for AI," Commun. ACM, vol. 64, no. 7, pp. 58–65, 2021, doi: 10.1145/3448250.

37. Y. Li et al., "Individual Tree Segmentation of Airborne and UAV LiDAR Point Clouds Based on the Watershed and Optimized Connection Center Evolution Clustering," Ecol. Evol., vol. 13, no. 7, pp. 1–17, 2023, doi: 10.1002/ece3.10297.

38. Y. N. Chen, K. C. Fan, Y. L. Chang, and T. Moriyama, “Special Issue Review: Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Remote Sensing,” *Remote Sens.*, vol. 15, no. 3, pp. 1–10, 2023, doi: 10.3390/rs15030569.

39. Y. Pang et al., “Nyström-Based Spectral Clustering Using Airborne LiDAR Point Cloud Data for Individual Tree Segmentation,” *Int. J. Digit. Earth*, vol. 14, no. 10, pp. 1452–1476, 2021, doi: 10.1080/17538947.2021.1943018.

40. Zhu, X., Liu, L. Automation of cadastral data processing and management using artificial intelligence methods. *Journal of Cadastral Science*, 2014, № 15(2). pp. 78–91

[https://www.researchgate.net/publication/375014555\\_Artificial\\_Intelligence\\_Methods\\_for\\_the\\_Construction\\_and\\_Management\\_of\\_Buildings](https://www.researchgate.net/publication/375014555_Artificial_Intelligence_Methods_for_the_Construction_and_Management_of_Buildings)

41. Маланчук М., Музика Н., Кравчук М., Лук'янченко Ю. О. Перспективи використання штучного інтелекту в кадастрових та земельпорядних процесах. *Український журнал прикладної економіки та техніки*. 2024. Том 9. № 4. С. 282 – 287. DOI: <https://doi.org/10.36887/2415-8453-2024-4-42>

42. Марутян Р.Р. Інформаційні технології інтелектуального управління у публічноуправлінській практиці: зарубіжний та вітчизняний досвід. *Вісник Національного університету цивільного захисту України*. 2018. № 2. С. 146–153. [http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNUCZUDU\\_2018\\_2\\_22](http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNUCZUDU_2018_2_22)

43. Напрями застосування штучного інтелекту при геодезичному моніторингу будівель та споруд О.І. Горб, С.Г. Нестеренко, О.В. Афанасьєв, О.В. Байструк, doi 10.33042/2522-1809-2023-3-177-109-114

## ДОДАТКИ

## Додаток А

## Основні сфери застосування та моделі в GeoAI

Виявлення об'єктів (Object Detection)	Класифікація пікселів (Pixel Classification)	Класифікація об'єктів (Object Classification)	Сегментація екземплярів (Instance Segmentation)
<b>Моделі:</b> - Single Shot Detector - Retina Net - Faster RCNN	<b>Моделі:</b> - UNet Classifier - PSPNet Classifier - Deep Lab	<b>Модель:</b> - Feature Classifier	<b>Моделі:</b> - Mask RCNN
<b>Застосування:</b> - Виявлення дерев, автомобілів, літаків, басейнів, стін. - Виявлення об'єктів, що загрожують території. - Виявлення рухомих об'єктів, як от тріщини на дорогах або риби у відео. - Дорожні знаки, інші об'єкти на орієнтованих зображеннях. - Підрахунок транспортних засобів.	<b>Застосування:</b> - Класифікація земного покриву. - Картування водопроникності/ непроникності. - Витяг контурів будівель. - Виявлення хмар. - Виявлення доріг. - Лічильники води на косих зображеннях.	<b>Застосування:</b> - Класифікація пошкоджених будівель. - Чисті басейни. - Ізолятори, що зламані або виведені з ладу. - Ідентифікація видів рослин.	<b>Застосування:</b> - Витяг контурів будівель. - 3D-реконструкція дахів. - Провали ґрунту.

Оцифрування відсканованих карт	Переклад зображень	Класифікація хмар точок	Підписування зображень
<b>Клас:</b> оцифрувальник відсканованих карт	<b>Моделі:</b> - Pix2Pix - Cycle GAN - Super Resolution	<b>Моделі:</b> - Point CNN	<b>Моделі:</b> - Image Captioner
<b>Застосування:</b> - Оцифрування відсканованих карт. - Геоприв'язка відсканованих карт.	<b>Застосування:</b> - Перетворення SAR в оптичні зображення - Генерація карт зображень - Збільшення роздільної здатності зображень - Перетворення SAR в оптичні зображення. - Генерація карт зображень.	<b>Застосування:</b> - Класифікація даних хмари точок (будівлі/ґрунт тощо) - Витягування ліній електропередач і опор.	<b>Застосування:</b> - Анотація зображень - Доступність зображень (наприклад, для людей з порушеннями зору)

Виділення доріг	Виявлення змін	Виявлення контурів
<b>Моделі:</b> - Мультизадачний екстрактор доріг	<b>Моделі:</b> - Детектор змін (на основі STANet)	<b>Моделі:</b> - BDCN детектор контурів - HED детектор контурів
<b>Застосування:</b> - Виділення дорожніх мереж - Маршрутизація	<b>Застосування:</b> - Виявлення нових будівель - Виявлення нового будівництва	<b>Застосування:</b> - Виділення меж житлових ділянок - Виділення меж сільськогосподарських угідь