

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій  
Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів

**ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ**  
Завідувач випускової кафедри  
\_\_\_\_\_ Віктор СИНЄГЛАЗОВ  
“ \_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2023 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)**  
**ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ**

“МАГІСТР”

Спеціальність 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»  
Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані технологічні  
процеси і виробництва»

**Тема: Інтелектуальна система класифікування об'єктів на  
аеро- та космічних зображеннях**

Виконавець: студент групи КП-226М Харчук Ярослав Володимирович  
Керівник: проф., д.т.н. Синєглазов Віктор Михайлович

Консультант розділу  
«Охорона навколишнього середовища» \_\_\_\_\_ Ольховик Ю.О.  
(підпис)

Консультант розділу «Охорона праці» \_\_\_\_\_ Козлітін О.О.  
(підпис)

Нормоконтролер: \_\_\_\_\_ Філяшкін М.К.  
(підпис)

Київ - 2023

**НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
Факультет аеронавігації, електроніки та телекомунікацій  
Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів

Освітній ступінь: магістр

Спеціальність 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерно-інтегровані технологічні процеси і виробництва»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ Віктор СИНЕГЛАЗОВ

“ \_\_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2023 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на виконання кваліфікаційної роботи студента**

**Харчука Ярослава Володимировича**

1. **Тема роботи :** «Інтелектуальна система класифікування об'єктів на аеро- та космічних зображеннях»
2. **Термін виконання роботи:** з 19.09.2023р. до 15.12.2023р.
3. **Вихідні дані до роботи:** тип нейронної мережі Xception, використані шари: шар згортки 1x1 conv, шар згортки 3x3 conv, шар згортки 1x1 conv, шар згортки 3x3 conv, шар згортки 3x3 conv, шар згортки 3x3 conv, шар згортки 1x1 conv, avg Pool, шар конкатенації (concat).
4. **Зміст пояснювальної записки:** перелік умовних скорочень, вступ, дистанційне зондування Землі, штучний інтелект в обробці даних дистанційного зондування Землі, структурно-параметричний синтез глибокої нейронної мережі, використання інтелектуальної системи класифікації об'єктів на аеро- та космічних зображеннях, список використаної літератури.
5. **Перелік обов'язкового графічного матеріалу:** схеми, рисунки, таблиці.

## 6. Календарний план-графік:

Етапи виконання дипломної роботи	Терміни виконання	Підпис керівника
1. Огляд та обробка літератури за темою кваліфікаційної роботи	19.09.2023 –29.09.2023	
2. Дистанційне зондування землі та його особливості	13.10.2023 - 15.10.2023	
3. Штучний інтелект в обробці даних	15.10.2023 - 27.10.2023	
4. Структурно-параметричний синтез глибокої нейронної мережі	01.11.2023 - 30.11.2023	
5. Використання інтелектуальної системи класифікації об'єктів на аеро- та космічних зображеннях	05.11.2023 - 15.11.2023	
6. Охорона праці	15.11.2023 - 29.11.2023	
7. Охорона навколишнього середовища	15.11.2023 - 27.11.2023	
7. Висновки	10.12.2023 - 15.12.2023	

## 7. Консультанти з окремих розділів роботи:

Розділ	Консультант (посада, П.І.Б.)	Дата, підпис	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Охорона праці	Старший викладач Ольховик Ю.О.		
Охорона навколишнього середовища	Д.т.н, проф. Козлітін О.О.		

8. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

Керівник: \_\_\_\_\_ Синєглазов В.М.

Завдання прийняв до виконання \_\_\_\_\_ Харчук Я.В.

” \_\_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2023 р.

## РЕФЕРАТ

**Мета дослідження:** підвищення достовірності класифікування об'єктів на аеро- та космічних зображеннях шляхом розробки методики, яка націлена на підвищення розділимості розпізнавальних ознак.

У роботі подано огляд сучасних методів обробки даних дистанційного зондування Землі. Дано аналіз робіт, присвячених вирішенню завдань попереднього аналізу знімків, виділення та розпізнавання цільових об'єктів для їх подальшого моніторингу. Зроблено акценти на гібридні методи аналізу знімків із застосуванням, у тому числі технологій високопродуктивної обробки та штучних нейронних мереж. Показано особливості, проблеми та тенденції розвитку технологій обробки великих даних у різних прикладних задачах дистанційного зондування.

Розглянуто роль та місце процедури класифікування в задачах ДЗЗ. Проведено аналіз методів класифікування об'єктів на аеро- та космічних зображеннях. Розглянуто наступні методи: неконтрольовані, контрольовані, напівконтрольовані та навчання з підкріпленням. Обґрунтовано, що для більшості тематичних задач ДЗЗ доцільним є використання саме контрольованих методів класифікування, адже вони дозволяють задати ознаки вихідних класів у вигляді набору навчальної вибірки.

Проведено експериментальну оцінку ефективності застосування розробленої методики класифікування об'єктів на аеро- та космічних зображеннях в умовах низької розділимості розпізнавальних ознак.

Вхідними даними були використані спектральні канали супутникових знімків Sentinel-2 та відповідні спектральні індекси.

Ключові слова та фрази: дистанційне зондування Землі, пошук, розпізнавання, обробка знімків, штучна нейронна мережа, інтелектуальна система, програмні комплекси, великі дані.

## ЗМІСТ

Вступ.....	8
РОЗДІЛ 1.....	10
ДИСТАНЦІЙНЕ ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ ТА ЙОГО ОСОБЛИВОСТІ.....	10
1.1. Необхідність дистанційного зондування землі.....	10
1.2. Програмні комплекси для обробки даних ДЗЗ.....	12
1.2.1 Методи інтелектуального аналізу, пошуку та розпізнавання цільових об'єктів на даних ДЗЗ великого обсягу.....	14
1.2.2 Методи попередньої обробки знімків ДЗЗ.....	14
1.3 Методи спеціальної обробки знімків ДЗЗ.....	18
1.4 Методи та технології роботи з даними ДЗЗ великого обсягу.....	20
РОЗДІЛ 2.....	<b>Ошибка!</b>
<b>Закладка не определена.6</b>	
ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В ОБРОБЦІ ДАНИХ ДЗЗ.....	26
2.1 Методи машинного навчання при обробці зображень.....	26
2.1.1 Шар згортки.....	28
2.1.2 Шар пулінгу чи субдискретизації.....	33
2.1.3 Повнозв'язковий шар.....	35
2.2 Аналіз моделей ЗНМ у завданнях обробки зображень ДЗЗ.....	36
2.2.1 Класифікація рослинності на зображеннях високого та надвисокого просторового дозволу з використанням методів ЗНМ.....	36
2.2.2 Модель GG.....	38
2.2.3 Модель ResNet.....	39
2.2.4 Модель Inception.....	40
2.2.5 Модель InceptionResNet.....	41
2.2.6 Модель Xception.....	41
2.2.7 Модель DenseNet.....	42
2.2.8 Переваги ЗНМ.....	43
2.2.9 Недоліки ЗНМ.....	43
РОЗДІЛ 3.....	44
СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНИЙ СИНТЕЗ ГЛИБОКОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	44
3.1 Модель WideResNet.....	44
3.2 Модель Xception.....	53
3.3 Порівняння ефективності класифікації нейронних мереж на ImageNet...60	
3.4 Структурно-параметричний синтез нейронної мережі Xception.....	63
РОЗДІЛ 4.....	64
ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЛАСИФІКАЦІЇ	

ОБ'ЄКТІВ НА АЕРО- ТА КОСМІЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ.....	64
4.1 Використання технологій на основі штучного інтелекту для контролю стану лісів.....	64
4.2 Алгоритм побудови та штучного збільшення набору даних зображень.....	70
4.3 Методика формування контрольної вибірки на зображеннях надвисокого просторового дозволу.....	71
4.4 Підготовка навчального набору даних та його штучне збільшення.....	73
4.5 Завдання аналізу стану сосни за знімками з БПЛА.....	74
4.6 Результати сегментації тестових ділянок.....	76
РОЗДІЛ 5.....	80
5.1 Небезпечні та шкідливі виробничі фактори у робочій зоні.....	80
5.2 Заходи щодо зменшення впливу шкідливих факторів на виробництві...81	
5.2.1 Заходи безпеки щодо ураження електричним струмом.....	82
5.2.2 Захист від статичної напруги .....	83
5.2.3 Забезпечення освітлення робочого місця.....	83
5.2.4 Заземлення та електроживлення обладнання.....	84
5.3 Пожежна безпека.....	87
5.4 Інструкція дій та техніки безпеки у разі повітряної тривоги, пожежі або вибухової небезпеки.....	89
5.4.1 Безпекові вимоги перед початком роботи .....	91
5.4.2 Безпекові вимоги під час роботи.....	91
5.4.3 Безпекові вимоги після закінчення робіт.....	92
5.5 Інструкція охорони праці для оператора .....	92
РОЗДІЛ 6.....	96
ЗАХИСТ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА.....	96
ВИСНОВКИ.....	105
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	106

## **ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ**

ДЗЗ – дистанційне зондування Землі

ШІ – штучний інтелект

ШНМ – штучна нейронна мережа

БПЛА – безпілотний літальний апарат

CNN - згорткова нейронна мережа

ЗНМ – згорткова нейронна мережа

КА – космічні апарати

## ВСТУП

Дистанційне зондування Землі (далі - ДЗЗ) - це отримання інформації про поверхню Землі та об'єкти на ній, про атмосферу, океан, верхній шар земної кори безконтактними методами, при яких реєструючий прилад видалений від об'єкта досліджень на значну відстань.

Космічні апарати дистанційного зондування використовуються вивчення природних ресурсів Землі, вирішення завдань метеорології. Крім цього, ДЗЗ застосовується і в сільському господарстві, у геодезії, картографії, моніторингу поверхні землі та океану, а також шарів атмосфер.

Дистанційне зондування надає можливість отримувати дані про небезпечні, важкодоступних і швидко рухаються об'єктах, а також дозволяє проводити спостереження на великих ділянках місцевості. Прикладами застосування дистанційного зондування може бути моніторинг вирубування лісів (наприклад, у басейні Амазонки), стану льодовиків в Арктиці та Антарктиці, вимір глибини океану за допомогою лота.

Дистанційне зондування також приходить на заміну дорогим та порівняно повільним методів збирання інформації з поверхні Землі, одночасно гарантуючи невтручання людини в природні процеси на територіях, що спостерігаються чи об'єктах.

Головні переваги ДЗ :

- висока швидкість отримання даних про великі обсяги атмосфери (або про великі площі земної поверхні);
- можливість отримання інформації про об'єкти, практично недоступних для дослідження іншими методами.

На сьогоднішній день у галузі обробки даних дистанційного зондування Землі спостерігається сплеск активності: створюються нові програмні комплекси, модернізуються методи обробки зображень високої роздільної здатності .

Поточна ситуація характеризується вдосконаленням обладнання космічних апаратів (КА) та наземних станцій управління, постійним



збільшенням їх кількості, розширенням функціональних можливостей та спектру виконуваних завдань. У сферу застосування КА входять моніторинг лісових, сільськогосподарських та арктичних зон, аналіз природних катаклізмів, охорона навколишнього середовища, планування та розвиток міської інфраструктури, державна безпека та ін.

Протягом кількох десятиліть розвиваються та удосконалюються програмні комплекси, орієнтовані на обробку даних ДЗЗ.

Залучення даних дистанційного зондування Землі у дослідження та використання природних ресурсів постійно зростає, і в рамках цього процесу все більше розширюється застосування машинного навчання (МН). Особливо перспективними та ефективними ці технології можуть стати щодо лісів - одних з найпродуктивніших і легкоранимих наземних екосистем, що виконують середотворчі, захисні, естетичні функції.

# Розділ 1. ДИСТАНЦІЙНЕ ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ ТА ЙОГО ОСОБЛИВОСТІ

## 1.1. Необхідність дистанційного зондування землі

На прикінці 2012 року у світі нараховувалося понад два десятки космічних апаратів віддаленого зондування Землі, а в безпосередньому впровадженні програм супутникових спостережень, беруть участь 25 країн. Космічні апарати дистанційного зондування можуть використовуватись для цивільних завдань і для здійснення розвідки.

Космічні технології знімання земної поверхні дозволяють суттєво підвищити ефективність досліджень у різних галузях геології: геологічному зніманні та пошуку корисних копалин, неотектонічних дослідженнях, геоєкології, тощо. Сучасні зображення космічних знімачів, мають роздільну здатність на місцевості від десятків кілометрів до десятків сантиметрів. Отримувати такі дані зараз набагато простіше, ніж кілька років тому. Кількість спектральних діапазонів, в яких може здійснюватись знімання з космічних апаратів, постійно зростає. Зараз існують знімальні системи, які здійснюють фільмування у 7, 20, 220 діапазонах.

Стрімке зростання науково-технічного космічно-знімального арсеналу, впровадження технологій гіперспектральних знімачів з високим рівнем розрізнення, вимагає відповідних технологій їхньої інтерпретації для потреб української геології.

Основою сучасних дистанційних досліджень є цифрова обробка, дешифрування та геологічна інтерпретація матеріалів космічних зйомок (МКЗ) залежно від особливостей знімальної апаратури, ландшафтних та геологічних умов територій, що вивчаються.

Загалом дані ДЗЗ при геологічних дослідженнях дозволяють вирішувати такі питання:

- уточнення тектонічної будови території, зокрема виділення складчастих і кільцевих структур;
- уточнення контурів (геологічних границь) геологічних тіл з урахуванням природної генералізації;
- отримання додаткової інформації про закономірності розміщення корисних копалин;
- геоморфологічний аналіз, що включає загально-геоморфологічне і структурно-геоморфологічне картографування, створення об'ємних моделей місцевості (технологія 3D);
- оцінка неотектонічної активності території;
- геоекологічні дослідження, що включають:
  - оцінку ландшафтно-екологічних умов;
  - виявлення геологічних процесів і явищ, потенційно небезпечних для життя і діяльності людини, і прогноз їхнього розвитку;
  - виявлення техногенних комплексів і об'єктів, що впливають на геологічне середовище;
  - моніторинг стану геосистем;
  - впровадження ГІС-технологій у геолого-картографічний процес.

Однією з вимог до даних ДЗЗ є оперативність одержання актуальної просторової інформації про земну поверхню.

Дані ДЗЗ з успіхом використовуються для:

- прогнозу погоди і моніторингу небезпечних природних явищ;
- прогнозу і контролю розвитку повеней та паводків, оцінки завданого ними збитку;
- оцінки збитків від лісових пожеж і їхніх наслідків;
- контролю стану гідротехнічних споруд на каскадах водоймищ;
- природоохоронного моніторингу;
- спостереження за льодовою обстановкою в районах морських шляхів й в акваторіях видобутку нафти на шельфі;

- моніторингу розливів нафти і руху нафтової плями;
- реального розташування морських суден у тій чи іншій акваторії;
- відстеження динаміки і стану вирубки лісу;
- прогнозу врожайності сільськогосподарських культур;
- відновлення топографічних карт, що відображають реальний стан територій;
- дотримання ліцензійних угод при освоєнні родовищ корисних копалин;
- контролю несанкціонованого будівництва.

## 1.2. Програмні комплекси для обробки даних ДЗЗ

Протягом кількох десятиліть розвиваються та удосконалюються програмні комплекси, орієнтовані на обробку даних ДЗЗ. У тому числі відзначимо систему, реалізовану за модульним принципом, ENVI [1]. У функції останньої версії програмного пакету ENVI входять, у тому числі, обробка та глибокий аналіз мульти- та гіперспектральних знімків, корекція геометричних, радіометричних та атмосферних спотворень, створення високоточних цифрових моделей рельєфу та місцевості, підтримка просторових растрових та векторних форматів, інтерактивне покращення зображень, інтерактивне дешифрування та класифікація, специфікація області обробки, аналіз знімків у радіодіапазоні та ін.

Програмний комплекс може виконувати функції попередньої обробки вхідних даних, відображення, фільтрації, спектрального аналізу, аналізу рельєфу, корекції зображення, класифікації, побудови тривимірних моделей, побудови топографічних карт з координатною прив'язкою. Прикладом успішного застосування даного продукту служить робота [2], в якій описується високопродуктивний алгоритм попередньої обробки (підготовки) гіперспектральних даних з подальшою їх передачею на вхід модулю атмосферної корекції програмного продукту Exelis ENVI. Застосування мульти-поточного підходу дозволило суттєво скоротити час завантаження знімка, процедур радіометричного калібрування та перетворень (BIL, VIP, BSQ), аж до 10 разів. Цього вдалося досягти шляхом розбиття процесу

обробки гіперспектрального зображення каналами або попіксельно; у першому випадку загальна кількість каналів розділена рівномірно за кількістю обчислювальних ядер процесора(-ів); у другому випадку розбиття йде за шириною та/або за висотою знімка, а також завдяки порційному завантаженню даних знімка в оперативну пам'ять. Досягнуте таким чином суттєве зниження навантаження файлової системи призводить до скорочення часу виконання даних операцій.

В іншому програмному комплексі для роботи з даними ДЗЗ ER Mapper [3] є такі функціональні можливості: прив'язка даних до систем координат та картографічні проекції; широкий вибір вхідних форматів; графічні шари відображення даних із можливістю індивідуальної обробки; віртуальні набори даних; обробка зображень за допомогою формул та фільтрів; векторизація растрових даних; динамічний доступ до даних геоінформаційних систем та СУБД; тривимірна візуалізація.

Система обробки зображень ERDAS Imagine [4] нині одна із найрозвиненіших комерційних продуктів обробки даних ДЗЗ. Система складається з безлічі модулів, які представляють користувачеві інструменти обробки зображень, інструменти імпорту та експорту зображень, інструменти монтажу зображень, тривимірної візуалізації та картографування. Наприклад, у модулі Imagine Essentials є набір засобів роботи із зображеннями: імпорт із різних форматів, візуалізація, прив'язка до географічних координат, підготовка картографічних документів. Модуль Imagine Advantage включає потужні засоби корекції зображень, що дозволяють зробити знімки точно порівняні з топографічними картами. Модуль Imagine Advantage включає потужні засоби корекції зображень, що дозволяють зробити знімки точно порівняні з топографічними картами. Модуль Imagine Professional включає засоби візуального програмування обробки зображень та їх класифікацію. Особливий інтерес для високоточної обробки великих даних ДЗЗ представляє модуль Imagine OrthoBASE, що дозволяє обробляти сотні космічних та аерофотознімків, отримуючи на виході фотоплан картографічної точності.

Крім того, за допомогою окремих інструментів програміста програмна система може розширюватись будь-якими функціями, які необхідні користувачеві. Крім розглянутих вище програмних комплексів, широко використовуються системи IDRISI, MultiSpec, ScanEx, Photomod Radar та ін. Всі вони спираються на різні інтелектуальні методи аналізу інформації, деякі будуть розглянуті далі.

### **1.2.1. Методи інтелектуального аналізу, пошуку та розпізнавання цільових об'єктів на даних ДЗЗ великого обсягу**

Зростання обсягів поповнюваних архівів даних ДЗЗ суттєво підвищили вимоги до швидкості та якості обробки даних. Методи обробки знімків ДЗЗ, що розробляються, можна розділити на два типи: попередня обробка і спеціальна. За допомогою методів попередньої обробки вирішують такі завдання: підвищення контрастності, зміна розмірів, орторектифікація, радіометрична корекція, морфологічна обробка, видалення фону, шуму або інших небажаних об'єктів на зображенні, підвищення якості знімка, застосування фільтрів, сегментації та ін. Подібні методи є, як правило, першим етапом аналізу знімків, після якого працює спеціальна обробка. До спеціальної обробки належать методи, призначені для вирішення конкретних кінцевих завдань, наприклад, пошук та розпізнавання об'єктів, класифікація об'єктів на знімку. В обох зазначених вище групах, в силу показаної на практиці високої ефективності, особливий інтерес є використання методів, побудованих на застосуванні нейромережових моделей та технологій високопродуктивних обчислень. Розглянемо деякі з них.

### **1.2.2. Методи попередньої обробки знімків ДЗЗ**

Виділення цільових об'єктів передуює сегментація зображень. У доповіді [5] застосовано перетворення Гільберта-Хуанга виділення текстурних ознак. Двовимірне перетворення Хуанга дозволяє зробити найбільш економічне розкладання зображення по частотним складовим, оскільки у своїй

використовуються ті частоти, які у зображенні. До отриманих при цьому мод - аналітичних функцій - застосовно зазначене перетворення, в результаті якого обчислюються миттєві частоти і амплітуди, що використовуються як ознаки текстур. Для побудови огинаючих була використана апроксимація за допомогою RBF-функцій. В роботі [6] запропоновано метод побудови ансамблю ієрархічних сіткових алгоритмів кластеризації для сегментації мультиспектральних супутникових зображень. В основі методу закладено алгоритм, що поєднує переваги сіткового та щільнісного підходів: високу обчислювальну ефективність та здатність виділяти кластери, що мають складну структуру [7]. Ансамблевий алгоритм є ієрархічним, для отримання остаточного рішення до матриці зв'язності застосовується стандартний агломеративний метод побудови дендрограми за методом повного зв'язку, який використовує як вхідну інформацію попарні відстані між компонентами (матрицю зв'язності). Застосування ансамблевого підходу дозволяє підвищити якість результатів кластеризації та їхню стійкість до зміни параметра сітки.

У роботі [8] представлений метод виділення протяжних геопросторових об'єктів на космічних знімках, заснований на пошуку областей зображення, що відповідають просторовим характеристикам об'єктів цільового шару з урахуванням їх основних ознак та властивостей. Алгоритм локалізації об'єктів дорожньої мережі ґрунтується на використанні фільтра з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ-фільтра). З його допомогою виконується апроксимація «ідеального» імпульсного відгуку, що визначає належність точок космічного знімка до ділянок дорожньої мережі. Метод виділення протяжних геопросторових об'єктів на аерокосмічних зображеннях полягає у поелементному обході зображення в порядку зростання координат. Поточна точка зображення приймається за початок координат і перевіряється на належність об'єкту цільового шару, з цією метою в точці визначається значення відгуку КІХ-фільтр для кожного з кутів його повороту.

Одним із способів швидкого виділення цільових об'єктів на даних ДЗЗ великого обсягу є спектральний поділ, зокрема узгоджена фільтрація. Узгоджені фільтри підвищують контраст цільового об'єкта щодо фону, що має структурований або стохастичний характер [9]. Результат обробки — зображення, у якому значення пікселів відповідають відсотковому змісту еталону в елементах сцени (в інтервалі від 0 до 1).

Іншим способом перетворення даних з метою збільшення відмінностей між фоном та цільовими об'єктами є метод головних компонентів (principal component analysis, PCA). Метод дозволяє здійснити декореляцію зображень, отриманих з різних спектральних каналів. Він зручний тим, що не вимагає знання вихідних джерел і заснований на припущенні, що серед компонентів суміші не більше одного має гауссівський розподіл, а також що вони статистично незалежні, тобто жоден із них не передає жодної інформації іншим компонентам. Крім незалежності, для того щоб гарантувати єдине рішення, необхідно щоб кількість компонентів, що спостерігаються, було не менше, ніж число вихідних сигналів. Однак, малі цільові об'єкти не вносять суттєвого вкладу у статистичні характеристики зображень і не виявляються в нових компонентах, тому рекомендується використовувати метод незалежних компонентів (Independent Component Analysis, ICA) [10].

Можливості платформи Hypergim, призначеної для класифікації супутникових знімків та виділення регіонів інтересу, описані в роботі [11]. Класифікатори побудовані на основі алгоритмів Isodata та K-means. При побудові системи використано клієнт-серверну архітектуру, а для підвищення продуктивності використовуються технології паралельного програмування та GPGPU.

Багато наукових робіт присвячено вирішенню задачі дешифрування знімків високої роздільної здатності отриманих з БПЛА DJI Phantom 3 Pro. Авторами вирішується завдання пошуку та виділення крон дерев (агрокультур) на оброблюваному знімку. Аналізуються зображення видимого RGB-діапазону, а обробка виконується з використанням графічного



прискорювача. Методика виділення об'єктів базується на застосуванні методу *scale-space filtering* (SSF). Показано, що застосування GPU значно підвищує ефективність обробки даних.

Метод автоматичної сегментації мультиспектральних знімків ДЗЗ заснований на комбінації теорії графів та FNEA ( *fractal net evolution approach*).

Одним із великих напрямків у галузі допоміжних алгоритмів з обробки даних ДЗЗ є стиснення знімків. Питання реалізації алгоритмів стиснення даних ДЗЗ, здатних підвищити ефективність використання каналів передачі, розглянуті в [12]. У роботі пропонуються реалізації методу стиснення без втрат, рекомендованого CCSDS, виконані з використанням технологій FPGA і GPGPU, а також пропонується алгоритм стиснення з втратами HyperLCA, що відрізняється високим ступенем компресії даних. Алгоритм HyperLCA призначено для стиснення гіперспектральних знімків, що надходять із систем ДЗЗ космічного базування. Незважаючи на те, що автори не застосовували технології паралельного програмування, блокова організація алгоритму обробки (незалежна обробка різних областей вихідного зображення) дозволяє легко адаптувати його до паралельних архітектур.

Для вирішення завдань обробки, ідентифікації та визначення координат об'єктів на зображенні може бути застосована штучна нейронна мережа (ШНМ) з радіально-базисними функціями збудження (РБФ-мережа), що показано у роботі [13]. Для оптимізації структури нейромережі запропоновано використати модифікований генетичний алгоритм. Для досягнення мінімальної структури мережі до значення цільової функції додається штраф за кількість нейронів у прихованому шарі. Метод локалізації цільових об'єктів дозволив збільшити ймовірність правильної локалізації за умов флуктуаційних шумів та адитивних перешкод на 15-25% щодо кореляційно-екстремальних методів.

### 1.3 Методи спеціальної обробки знімків ДЗЗ

Можливості глибокого навчання штучних нейронних мереж дозволяє застосовувати їх у різних галузях. У роботі [14] наведено огляд методів глибокого навчання ШНМ та короткий огляд робіт про застосування ШНМ при вирішенні ряду прикладних завдань, у тому числі для обробки даних ДЗЗ, отриманих з використанням безпілотних літальних апаратів.

В роботі [15] представлено метод розпізнавання будівель на супутникових зображеннях, заснований на використанні нечіткої нейронної мережі для класифікації та запропонованої множини інформативних ознак для побудови бази правил. Найкращий результат сегментації було отримано за допомогою комбінованого методу, що полягає у послідовному застосуванні методу зростання регіонів та нечіткої кластеризації *C*-середніх. Застосування нечіткої кластеризації дозволяє скоротити кількість регіонів та підвищити якість сегментації. Виявлено, що підвищення якості сегментації супутникових зображень доцільно проводити морфологічну обробку, що забезпечує зменшення кількості аналізованих областей з допомогою злиття сегментів і видалення несуттєвих фрагментів з погляду завдання. Середнє значення кількості правильно розпізнаних будинків становило 84%.

Особливий інтерес представляє можливість застосування згорткових нейронних мереж, побудованих на основі бібліотеки YOLO, для вирішення задачі виявлення та розпізнавання об'єктів з використанням БПЛА [16]. Стверджується, що цей алгоритм може бути використано не тільки в рамках наземного комплексу обробки, а й на борту безпілотного літального апарату (БПЛА), забезпечуючи режим обробки відеоінформації у реальному масштабі часу. Наведено докладні результати тестування та порівняння кількох модифікацій даної ШНМ, що активно використовують переваги GPGPU-технології. Наведено приклад схеми, за якою може працювати автономний БПЛА, що робить основні обчислення з виявлення та розпізнавання за рахунок компактного бортового суперкомп'ютера (NVIDIA

Jetson TX2, близько 1 ТФЛОПС при потужності споживання близько 10 Вт) і передає інформацію до центру прийняття рішень операторами.

У роботі [17] представлено мову просторових запитів (Spatial Object Query Language, SOQL) для ідентифікації об'єктів на космічних знімках високого та надвисокого просторового дозволу. Мова дозволяє користувачеві задавати опис ознак об'єкта у вигляді групи правил, що враховують просторові обмеження. Можна описати форму, положення, текстурні та спектральні ознаки об'єктів, що ідентифікуються. Ідентифікуючий алгоритм реалізовано у вигляді логічного висновку, за допомогою якого здійснюється пошук комбінації ознак, що задовольняють опис об'єкта. Знайдені комбінації оцінюються за допомогою функції енергії, що дозволяє вибрати найбільше релевантне положення об'єкта. На виході отримуємо безліч рішень зі значенням функції енергії менше за поріг, що відповідають запиту користувача. Перебір можливих поєднань ознак здійснюється пошуком у глибину. На кожному кроці відбувається витяг ознак за допомогою вбудованих предикатів, для кожного вбудованого предикату обчислюється значення функції приналежності.

У роботі [18] розглянуто застосування теорії метаграматик для пошуку різноманітних структурованих інформаційних об'єктів у динамічно поповнюваних великих масивах різнорідних картографічних даних. Врахування структурних та статистичних особливостей у метаграматичній моделі різнорідних картографічно прив'язаних даних та вихідних даних ДЗЗ дозволяє реалізовувати ефективні процедури синтаксичного аналізу метаграматик для управління спрямованим взаємопов'язаним за шарами та структурами перебором осередків простору пошуку. Таки моделі будуються на основі пов'язаних у граматичні мережі систем продукційних правил.

У роботі [19] розроблено вирішальні функції для прецедентного розпізнавання цільових об'єктів на основі субсмугового аналізу, що використовують міру відмінностей між порівнюваними векторами часток енергії різних фрагментів цільових об'єктів і міру ідентичності на основі

нормованих коефіцієнтів кореляції відрізків трансформант Фур'є із заданих підобластей площини просторових частот. Розроблено алгоритми обробки зображень земної поверхні, а саме прецедентного розпізнавання об'єктів на основі субсмугового аналізу, що використовують структурні ознаки ідентифікації фрагментів знімка, що дозволило мінімізувати помилки розпізнавання першого та другого роду.

Для знаходження цільових об'єктів успішно використовується метод фрактальної селекції [20]. Фрактальні методи розраховують для кожної точки зображення значення фрактальної розмірності—базового параметра фрактальної геометрії. Встановивши порогове значення фрактальної розмірності, можна визначити, чи точка зображення відноситься до природного або антропогенного об'єкта. Проведені дослідження дозволяють визначати поріг фрактальної розмірності для знімків, отриманих з космічних оптико-електронних знімків в діапазоні 2.5-2.7. Алгоритм засновано на фрактальних перетвореннях, в основу яких покладено метод призм [21]. Запропонований алгоритм є чутливим до масштабу вихідного зображення та порогового значення. Для його реалізації необхідно знати лінійні розміри об'єктів, що виділяються. Частка критичних помилок типу «перепустка об'єкта» становить трохи більше 7%, причому їх більшість належить до найскладнішого сюжету, для випадку щільної компоновки різнотипних об'єктів. Для простих об'єктів частка правильно виділених об'єктів наближається до 99%.

#### **1.4 Методи та технології роботи з даними ДЗЗ великого обсягу**

Разом із технологіями попередньої обробки, виділення, розпізнавання об'єктів на знімках ДЗЗ розвиваються методи та технології, що дозволяють ефективно розподіляти обчислювальне навантаження та організувати системи зберігання. Так, у роботі [22] запропоновано методи роботи із надвеликими розподіленими архівами супутникових даних з використанням

розвинених людино-машинних інтерфейсів, створених на основі web-технологій. Запропоновано модель даних, що забезпечує ведення розподілених систем зберігання та орієнтована на динамічне формування складних віртуальних інформаційних продуктів у момент їхнього запиту на основі збережених даних. На рис. 1 представлена схема організації систем розподіленої інтерактивної обробки інформації, що надається надвеликими глобальними архівами даних ДЗЗ, відповідно до запропонованого методу.

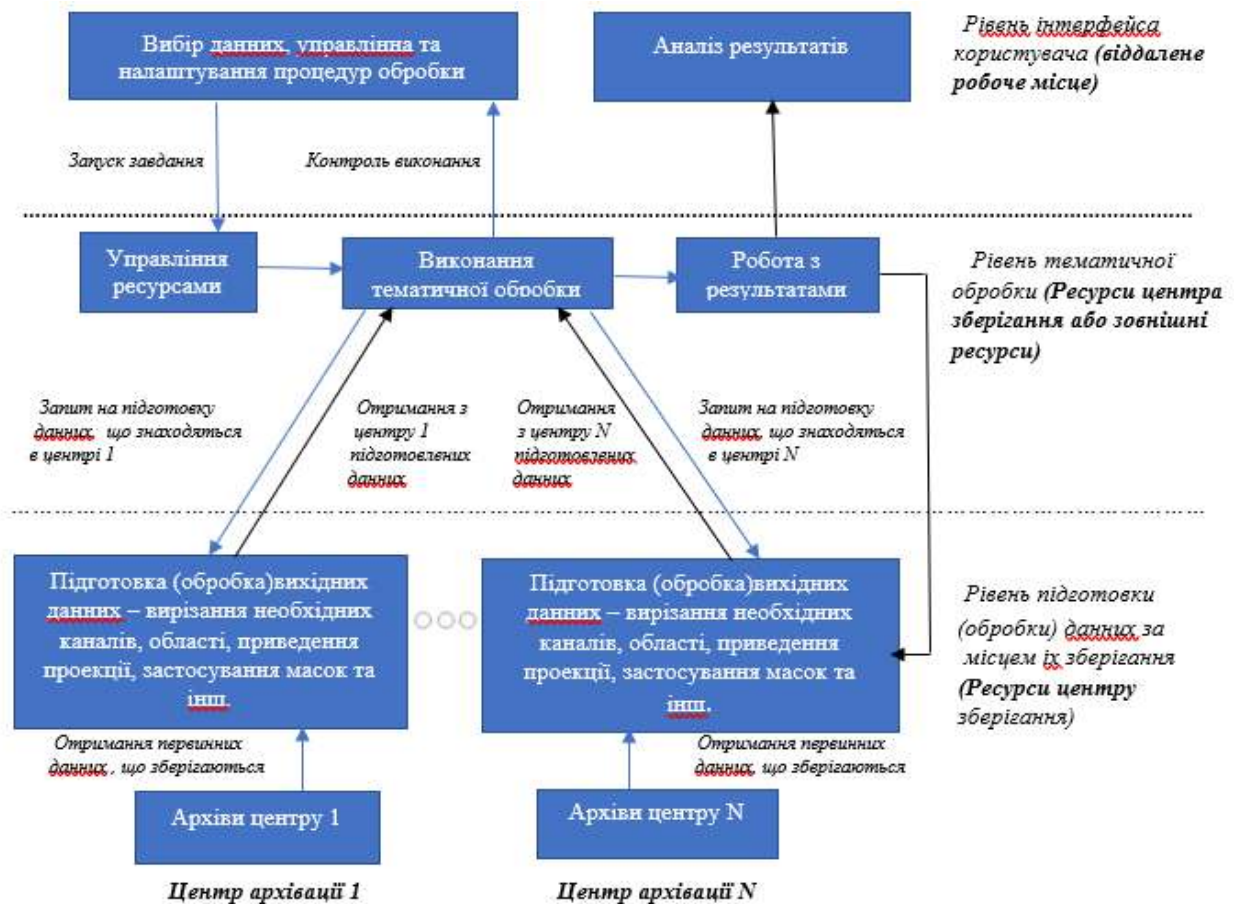


Рис. 1.1 - Схема організації систем розподіленої інтерактивної обробки інформації

У статті [23] представлено розподілену інформаційно-обчислювальну систему на основі проекту Apache Hadoop для обробки даних ДЗЗ на прикладі гіпер- та мультиспектральних супутникових знімків. Відмінною особливістю системи є висока швидкість роботи стандартних алгоритмів процесингу ДЗЗ, інтегрованих у середовище масово-паралельного виконання програмного коду щодо його виконання в межах однієї машини. Реалізовані

програмні алгоритми розрахунку індексів мають такі функціональні особливості:

- модуль `HDFSTiffReader` дозволяє проводити строкове зчитування з `tiff`-файлу, що знаходиться у сховищі даних у файловій системі `HDFS`, значень точок (пікселів) знімка, за допомогою бібліотеки `JAI`; запис отриманої інформації на етапі вилучення даних у файл, де кожен рядок містить ключ (номер рядка у знімку та його найменування) та числовий масив, що містить перерахування значень вибраних спектрів точок.

- для роботи з вихідними даними препроцессингу створені алгоритми розрахунку індексів, відповідно до парадигми `MapReduce`, на якій побудовано метод обробки даних. Метод `Map` розбиває вхідний потік на кортежі даних з пари ключ/значення. На етапі `Reduce` відбувається об'єднання цілих масивів згідно з значеннями ключа, передача їх на вхід функції розрахунку індексів. Функція здійснює обчислення індексів і повертає масив, що містить значення типу `float` у контекст етапу `Reduce` та записує його у проміжний файл, створений вузлом кластера `Hadoop`;

- на етапі роботи алгоритму сортування та збереження створюються бінарні файли, які містять послідовні, у відповідність до ключа, вихідні дані розрахунку конкретного індексу, перерахувань значень з плаваючою точкою;

- після закінчення роботи алгоритму створення файлів, що містять результуючі значення індексів, на виході отримуємо набір бінарних файлів, які об'єднуються в один за допомогою методу `"merge"` стандартного класу `"FSDataOutPut"` проекту `Apache Hadoop`, який на вхід приймає значення, місце розташування бінарного файлу, що приєднується і шлях до результуючого файлу.

Нині широко використовуються високопродуктивні технології обробки даних дистанційного зондування Землі на обчислювальних кластерах з `GPU`. До складу програмного комплексу також входить реалізація класичного алгоритму жорсткої кластеризації - алгоритму `K-середніх`, що широко використовується для розбиття на кластери великих обсягів багатовимірних

даних [9]. Альтернативою жорсткої кластеризації, що розділяє, є м'яка або нечітка кластеризація. До складу системи кластеризації програмного комплексу було включено реалізацію низки алгоритмів нечіткої кластеризації з урахуванням методу С-середніх.

Робота [24] пропонує короткий огляд методів організації високопродуктивних обчислень, що використовуються під час вирішення низки завдань обробки мультиспектральних супутникових знімків. Автори розглядають можливості застосування паралельного програмування, розподілених та кластерних обчислювальних систем.

Перспективи, що відкриваються при застосуванні хмарних технологій у сфері зберігання та обробки даних ДЗЗ, обговорюються в публікації [12], де розглядаються можливості застосування інфраструктури розподілених обчислень для вирішення комплексу завдань обробки даних ДЗЗ. Введено загальні визначення, розглянуто теоретичну еталонну архітектуру подібного наземного комплексу та наведено огляд ключових прикладів інфраструктури розподілених обчислень, що використовуються в області зберігання, забезпечення доступу та обробки даних ДЗЗ (Matsu, GENESI-DR та GENESI-DEC, G-POD, GEO Grid, GEOSS ).

Ще одним найбільш затребуваним напрямом у галузі ДЗЗ є розробка методів та технологій, що поєднують у собі аналіз даних ДЗЗ та технології автономних БПЛА. При цьому бортовий обчислювач БПЛА може брати на себе частину або повну роботу з аналізу знімків без звернення до наземних станцій. Так, у статті [25] розглядається загальна архітектура бортового обчислювального комплексу БПЛА, побудованого на основі міні-комп'ютера на базі платформи Intel NUC. Наведені результати експериментального тестування показують можливість проведення повного циклу обробки даних, що надходять із встановленої на борту БПЛА стереокамери, з метою виділення заданих маркерів, визначення дистанції до мети та положення цільового об'єкта. При організації обчислень використовується модель паралельного програмного забезпечення.

Технології FPGA успішно застосовують і на бортових обчислювальних платформах БПЛА, вирішуючи завдання виявлення рухомих об'єктів. Пропонований авторами варіант реалізації забезпечує обробку відеопотоку з роздільною здатністю 640x480 пікселів у реальному масштабі часу (30 кадрів на секунду), при цьому автори відзначають, що навантаження на розроблений FPGA-модуль становить менше 20%, що відкриває додаткові можливості з використання технології. У статті [25] йдеться також про можливість застосування FPGA-технології, авторами пропонується реалізація алгоритму пошуку ключових точок, побудована на основі комбінації модифікованого SURF та BRIEF-дескрипторів.

Реалізація виконана на основі апаратної платформи ПЛІС Xilinx XC72K325T. Показано значну перевагу FPGA-реалізації за показниками швидкості обробки даних. Стаття містить короткий огляд робіт щодо можливостей застосування алгоритмів пошуку ключових точок та розробки їх FPGA-реалізацій.

У роботі [26] авторами пропонується паралельна реалізація SVM-класифікатора на основі мови високого рівня RVC-CAL, призначеного для опису dataflow-моделей та підтримує автоматичне розпаралелювання програм на різних архітектурах. Незважаючи на те, що експериментальні результати були отримані авторами на завданні аналізу мультиспектральних знімків в галузі медицини, даний класифікатор, як і розглянута технологія програмування, можуть бути використані при обробці даних ДЗЗ.

Розширення спектра прикладних завдань розв'язуваних з використанням засобів ДЗЗ і значне зростання обсягів оброблюваної інформації, що отримується з їх застосуванням, вимагають розробки та впровадження сучасних методів і технологій для ефективною обробки даних, що надходять. Великі програмні комплекси, присутні на ринку геоінформаційних систем, активно розвиваються та розширюють свій функціонал. При цьому дослідники та розробники програмного забезпечення шукають шляхи підвищення ефективності обробки даних ДЗЗ, застосовуючи



технології високопродуктивних обчислень. Методи та алгоритми, що розробляються, спираються на найбільш сучасні та актуальні рішення: застосовуються як технології паралельного програмування для багатоядерних та/або багатопроцесорних (кластерних) систем, так і розподілені обчислення, хмарні та GPGPU-технології. Застосування подібних технологій дозволяє не лише знизити часові витрати на вирішення прикладних завдань, пов'язаних з обробкою великих обсягів даних, а й відкриває можливості використання більш ресурсомістких алгоритмів, дозволяючи підвищувати якісні показники, забезпечуючи високоточну обробку даних. Значний інтерес у дослідників викликає розробка та застосування методів обробки, побудованих з використанням ШНМ. Це обумовлюється тим, що використання штучних нейронних мереж дозволяє отримати досить високу якість обробки інформації, що надходить, архітектура ШНМ володіє високим рівнем паралелізму, а отримані рішення найчастіше є більш гнучкими і можуть застосовуватися при вирішенні цілого ряду завдань, пов'язаних з обробкою графічної та відеоінформації. Знаходить своє застосування і FPGA-технологія, здатна забезпечити побудову високопродуктивних рішень, що функціонують на борту, без використання ресурсів наземних комплексів обробки даних, що дозволяє значно підвищити автономність БПЛА.

Аналіз сучасного стану досліджень у предметній галузі показує, що розвиток технологій обробки даних ДЗЗ йде шляхом розробки більш високорівневих, інтелектуальних методів, пропонуючи кінцевому користувачеві рішення, що дозволяють значною мірою автоматизувати процес обробки даних при вирішенні прикладних завдань.

## Розділ 2. ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В ОБРОБЦІ ДАНИХ ДЗЗ

### 2.1. Методи машинного навчання при обробці зображень

В даний час спостерігається значне зростання числа робіт, в яких використовуються згорткові нейронні мережі (ЗНМ) для вирішення задач виявлення, класифікації та сегментації об'єктів на зображеннях. Представлені в науковій літературі результати показують явну перевагу ЗНМ у багатьох завданнях над класичними методами обробки зображень, такими як метод головних компонентів, метод найближчого сусіда, лінійний дискримінантний аналіз, OVA та інші. У ряді робіт підкреслюється [1–6], що розробка ЗНМ та їх використання при аналізі зображень є одним з найбільш активно розвиваються у сучасній науці в даній галузі. Тому, щоб провести аналітичний огляд робіт з поставленими завданнями обробки зображень ДЗЗ з використанням ЗНМ, необхідно коротко розглянути методіку роботи сучасних ЗНМ.

Нейронна мережа складається з найпростіших обчислювальних елементів – штучних нейронів, влаштованих за аналогією з нейронами мозку. Штучні нейрони поєднуються між собою в штучні нейронні мережі (Рис.2.1) [7].

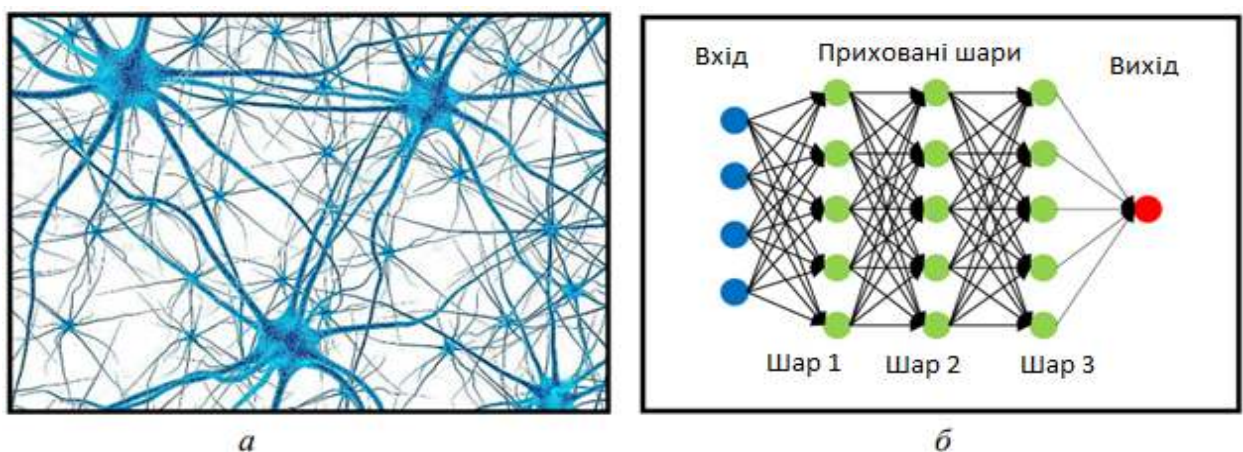


Рис. 2.1 - Наочне уявлення нейрона головного мозку (а) і нейрона штучної мережі (б)

Робота традиційних алгоритмів машинного навчання істотно залежить від того, які окремі елементи із загального обсягу доступних даних будуть обрані для вирішення поставленої задачі. Такі дані називаються ознаками. Існує напрям, метою якого є відбір ознак предметної області даних, що називається конструювання ознак [8,9]. Однак досі немає конструктивних рекомендацій щодо ефективного вибору ознак. Якщо завдання вдалося підібрати потрібні ознаки, її вдається вирішити. В іншому випадку завдання залишається невирішеним.

ЗНМ, на відміну від альтернативних підходів, можуть працювати з усім набором наявних даних. У процесі навчання нейронна мережа сама визначає, які ознаки у вихідних даних є важливими, а які ні. Мережа може підібрати таке складне поєднання ознак, до якого людина ніколи не здогадалася б. Тому за допомогою ЗНМ вдається вирішувати завдання, з якими не справляються традиційні алгоритми машинного навчання [10–12].

ЗНМ використовує деякі особливості механізму функціонування зорової системи живих організмів. Базовою одиницею згорткової нейронної мережі є згортковий шар. В основі роботи його алгоритму лежать уявлення про прості та складні клітини. У зорової корі було відкрито так звані прості клітини (нейрони), які реагують на прямі лінії під різними кутами, і складні клітини, реакція яких пов'язана з активацією певного набору простих клітин [13]. Ідея згорткових нейронних мереж полягає у побудові архітектури, в якій згорткові шари (convolution layers) чергуються із шарами субдискретизації або підвиборки (subsampling layers або pooling layers). Велика кількість шарів, що чергуються в мережі, забезпечує потужну основу для контрольованого навчання при навчанні на великому обсязі вхідних даних [7]. Архітектура згорткової нейронної мережі включає вхідний шар, вихідний шар, і приховані шари між ними, де виконуються обчислення. Структура

ЗНМ є односпрямованою (без зворотніх зв'язків) багатошаровою. На етапі навчання ЗНМ часто використовуються стандартні методи, наприклад, метод зворотнього поширення помилки.

Глибока нейронна мережа є згортковою за умови наявності в її структурі елементів (шарів), що виконують операцію згортки. Суть цієї операції полягає у тому, що кожен фрагмент зображення поелементно множиться на матрицю (ядро) згортки, а результат підсумовується і записується в аналогічну позицію вихідного зображення [14].

Існує три основних типи прихованих шарів у ЗНМ [15]:

- шар згортки – основний будівельний елемент ЗНМ. Він заснований на фундаментальній операції обробки зображень, званої згорткою, яка складається з фільтрації вхідного зображення у двовимірному просторі за допомогою невеликої двомірної матриці, яка називається фільтром або ядром;
- шар пулінгу або субдискретизації, який дозволяє зменшувати розмір вхідної матриці в два і більше разів. Концептуально, ця операція застосовується для збільшення абстракції вилучених об'єктів (ознак), і, як правило, слідує за шаром згортки;
- повнозв'язний шар – використовується як класифікатор раніше розрахованих високорівневих об'єктів для отримання оцінок кожного цільового класу.

### **2.1.1 Шар згортки**

Скалярний результат від кожного шару згортки подається як аргумент на функцію активації, яка визначає вихідний сигнал і є нелінійною. При цьому функцію активації часто поєднують із шаром згортки. Програміст сам задає тип функції активації, але в сучасних ЗНМ найбільш поширеними функціями активації є гіперболічний тангенс (2.1) та логістична функція (сигмоїда) (2.2)

$$f(x) = \frac{2}{1-e^{-2x}} - 1 \quad (2.1)$$

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} \quad (2.2)$$

Остання часто застосовується для згладжування значень певної величини. Залежність двох функцій активації (гіперболічний тангенс та сигмоїда) від значення аргументу показано на рис.2.2.

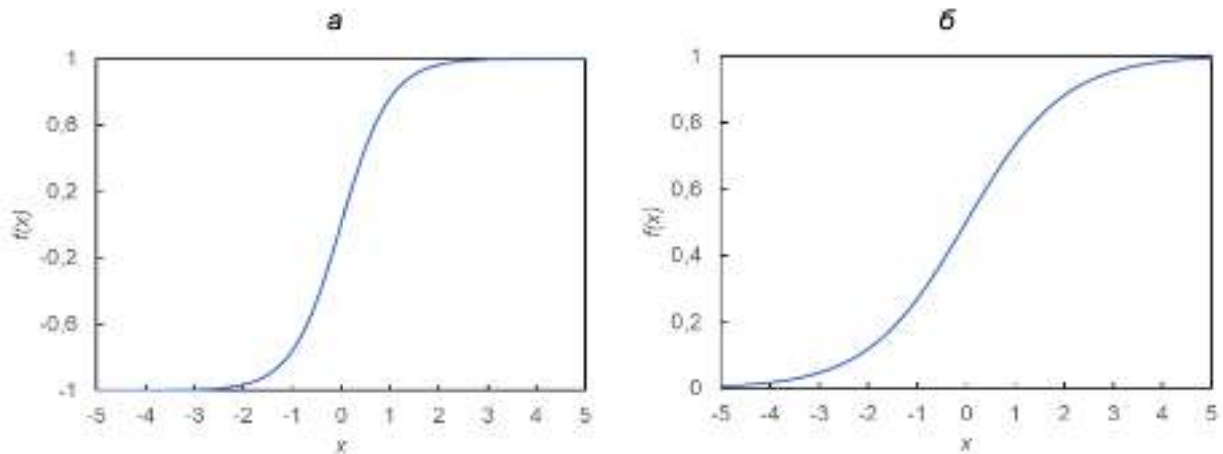


Рис. 2.2 - Залежність функцій активації від значення аргументу, а) гіперболічний тангенс; б) логістична функція (сигмоїда)

З 2000-х років розробники та дослідники почали активно використовувати нову функцію активації – ReLU (Rectified Linear Unit), яка дозволила суттєво прискорити процес навчання та одночасно спростити обчислення, оскільки в цій функції відсікається негативна частина скалярної величини [16,17]

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.3)$$

Функція активації ReLU представлена рис.2.3.

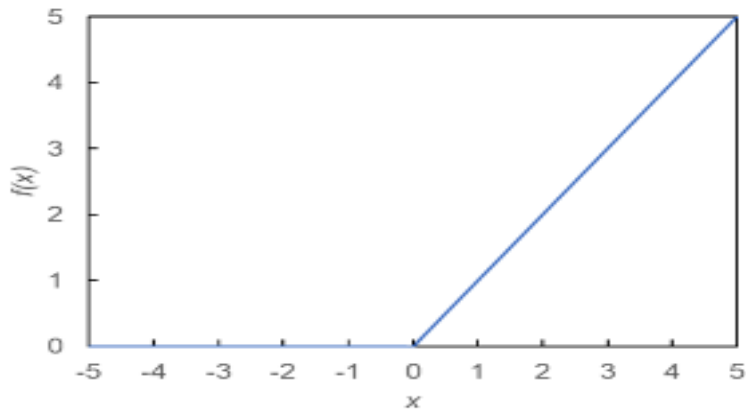


Рис. 2.3 - Функція активації ReLU

Наочна демонстрація роботи згорткового шару та застосування функції активації ReLU представлена попіксельно на зображенні з розміткою символу "X" на рис.2.4-2.7.

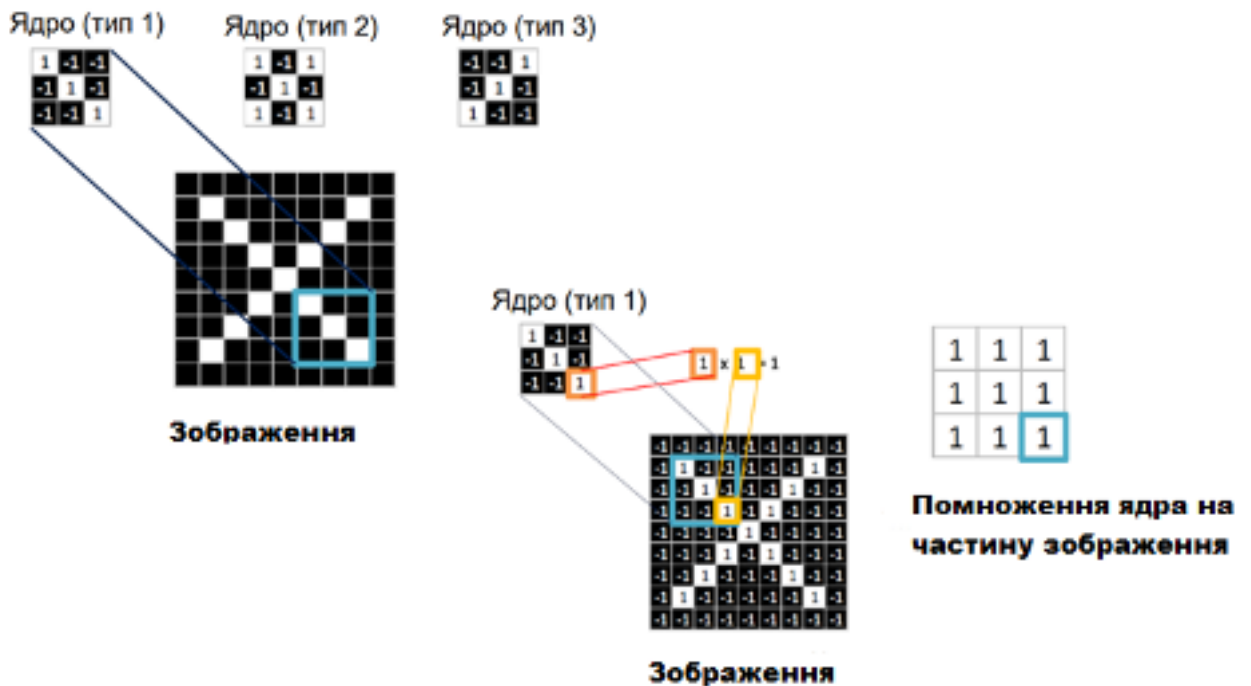


Рис.2.4 - Виділення ваг у згортковому шарі на зображенні з розміткою символу «X» та розрахунок вихідного ядра 3×3 за першою ознакою

На рис.2.4 показаний приклад того, як нейронна мережа на етапі згортки виділила три ознаки об'єкта з заданим ядром згортки розміром 3×3 пікселя на зображенні з символом «X». Із заданим ядром згортки 3×3 модель попіксельно розраховує вхідне зображення і надає відповідний індекс новому вихідному ядру 3×3 зображення. Таким чином, значення пікселя ядра згортки, що дорівнює 1, помножене на значення пікселя зображення дорівнює 1, надає 1 новому сконструйованому ядру згортки зображення на виході (рис.2.5).

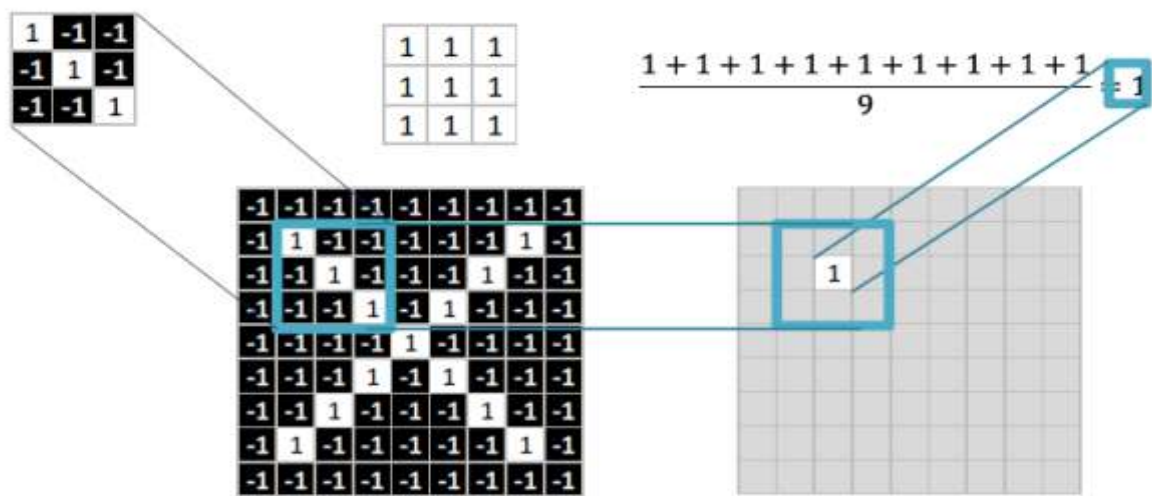


Рис. 2.5 - Розрахунок пікселя вихідного зображення від першої ознаки з ядром 3×3 у шарі згортки

На наступному етапі операції згортки індекси створеного ядра згортки підсумовуються, отриманий результат ділиться на кількість пікселів в ядрі згортки, і далі сума фіксується в новому вихідному зображенні, розмір якого залежить від методу обробки країв вихідної матриці (менше вихідної матриці, такого ж розміру або більшого розміру), як, наприклад, показано рис.2.6.

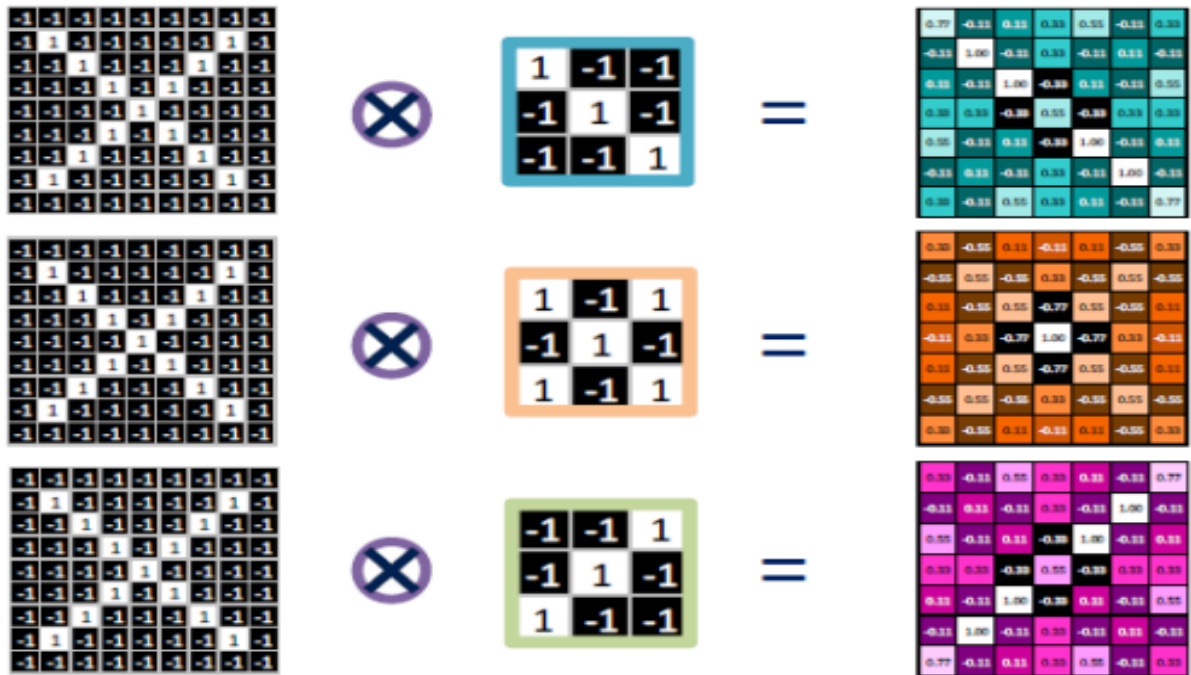


Рис.2.6 - Застосування згорткового шару з трьома виділеними ознаками з трьома ядрами 3×3

На останньому етапі розрахунків на згортковому шарі формуються індексні матриці в кількості виділених ознак об'єктів на етапі навчання ЗНМ, і відбувається нормалізація даних з використанням функції активації ReLU (рис.2.7).

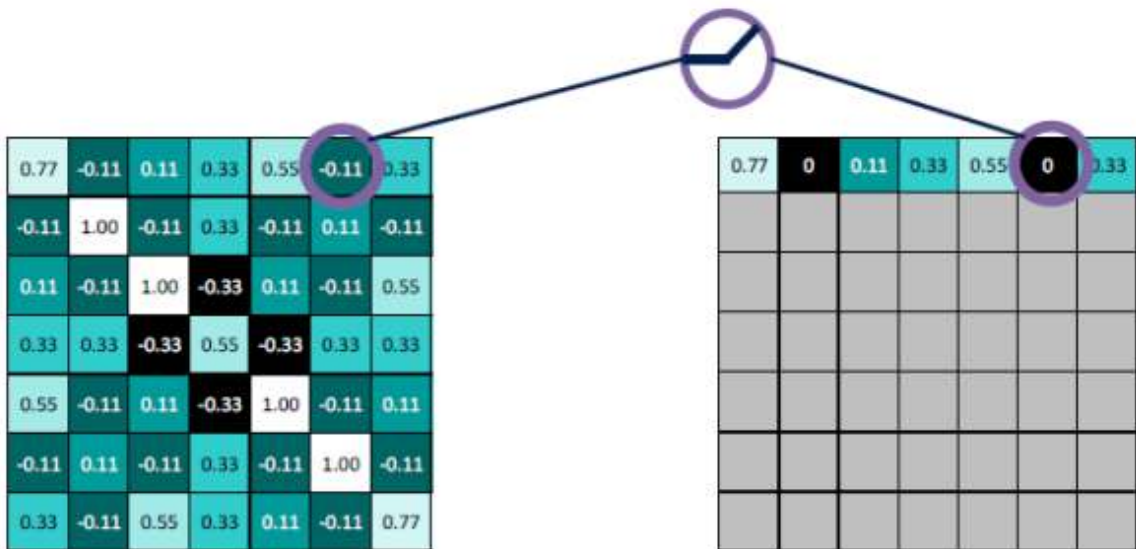


Рис. 2.7 – Приклад застосування нормалізації у згортковому шарі за допомогою функції ReLU



### 2.1.2. Шар пулінгу чи субдискретизації

Шар пулінгу (підвиборки, субдискретизації) є нелінійним ущільненням карти ознак, де група пікселів (зазвичай розміру  $2 \times 2$ ) ущільнюється до одного пікселя, проходячи нелінійне перетворення [18]. Найчастіше використовується функція максимуму. Перетворення зачіпають прямокутники або квадрати, що не перетинаються, кожен з яких утискається в один піксель, при цьому вибирається піксель, що має максимальне значення в області, що дорівнює розмірності обраного ядра. На шарі субдискретизації відбувається суттєве стиснення вхідної інформації, що надходить на шар. Основна причина використання даного шару полягає в наступному: якщо на попередній операції згортки були виявлені деякі ознаки, то для подальшої обробки докладніше зображення не є необхідним, і далі воно ущільнюється менш детальнішого. Також фільтрація даних із попереднього шару допомагає не перевчитися нейронної мережі.

Шар субдискретизації, як правило, розміщують між згортковими шарами. Крім функції максимуму на шарі пулінгу можна використовувати інші функції, наприклад, функцію середнього значення або L2-нормування. Але в сучасних ЗНМ переважно використовуються шари пулінгу з функцією максимуму [19]. Слід зазначити, що в деяких роботах, з метою зменшення розміру одержуваних уявлень, розробники включають в архітектуру мережі невелику кількість шарів пулінгу або повністю відмовляються від них. Наочна демонстрація роботи шару пулінгу попіксельно представлена 2.8.

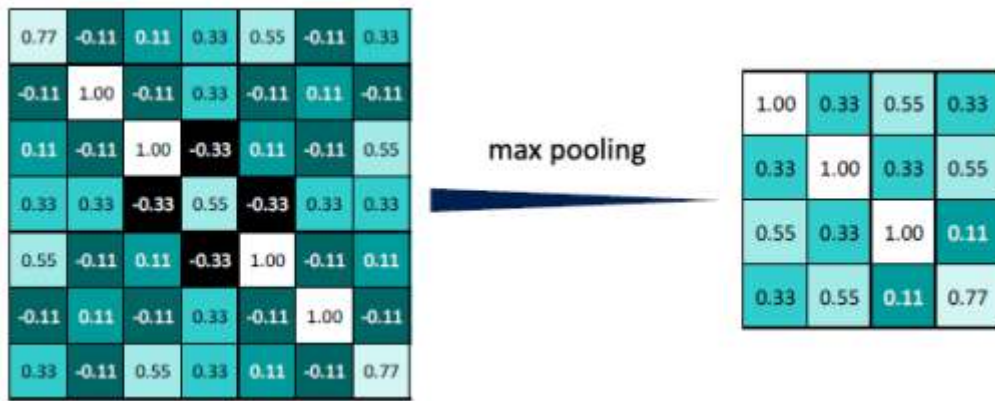


Рис.2.8 Приклад застосування шару максимальний пулінг із ядром 2×2

Задане ядро проходить по піксельно по всьому зображенню і зберігає в нове зображення, зменшене на розмір ядра, максимальне значення пройденого діапазону, і тим самим генерує нове вихідне зображення для кожного виділеного ознаки (рис.2. 9)

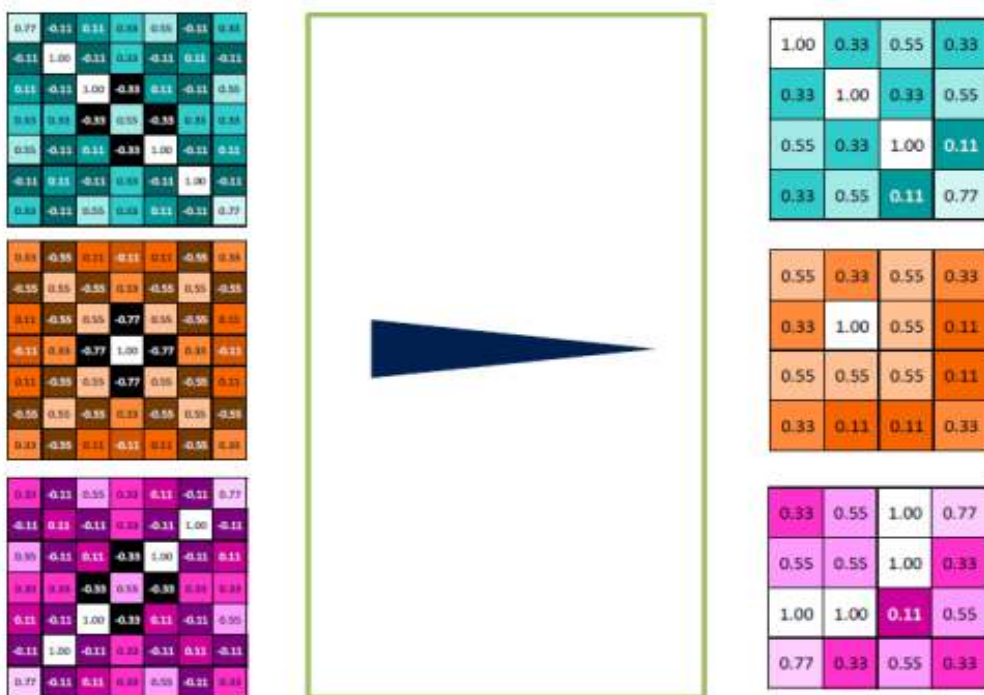


Рис.2.9 – Результат застосування шару максимальний пулінг з різними вагами та ядром 2×2

### 2.1.3 Повнозв'язковий шар

В результаті обробки і проходження вхідного зображення через кілька шарів згортки і операції субдискретизації на виході створюється великий набір каналів (як правило, на кожному наступному шарі збільшується кількість ознак, що виділяються і зменшується розмірність зображення в кожному каналі), в яких зберігається невелика кількість даних. Ці дані є абстрактні карти ознак, виділені з вихідного зображення.

На наступному етапі остаточні карти ознак поєднуються і передаються на повнозв'язковий шар нейронної мережі. Ця мережа може включати кілька таких шарів. Слід зауважити, що пов'язані шари втрачають просторову структуру пікселів і мають невелику розмірність у порівнянні з кількістю пікселів вхідного зображення. Схему формування вхідних даних для повнозв'язного шару представлено на рис. 2.10.

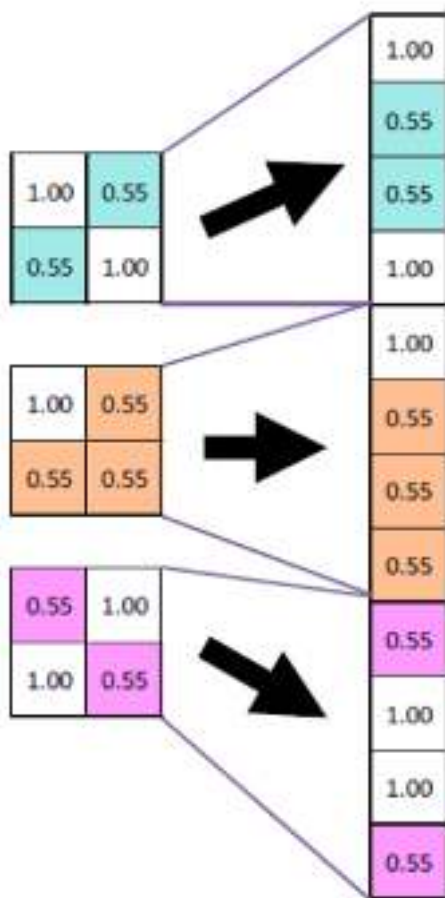


Рис.2.10 – Схема формування вхідних даних для повнозв'язного шару в ЗНМ

Як видно з прикладу на рис.2.10, три карти ознак (матриці  $2 \times 2$ ) вишиковуються один за одним по піксельно зліва направо у вихідний вектор розмірністю  $1 \times n$ , де  $n$  – кількість пікселів усіх абстрактних карт ознак останнього шару нейронної мережі, розташованого перед повнозв'язним шаром .

## **2.2. Аналіз моделей ЗНМ у завданнях обробки зображень ДЗЗ**

Розглянемо підходи при вирішенні завдань класифікації об'єктів, представлених на мультиспектральних та триканальних зображеннях надвисокого просторового дозволу. Зокрема, розглянуто дослідження, присвячені проблемам класифікації та виявлення об'єктів за даними дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) із надвисоким просторовим вирішенням.

### **2.2.1 Класифікація рослинності на зображеннях високого та надвисокого просторового дозволу з використанням методів ЗНМ**

На сьогодні технології комп'ютерного зору набули широкого поширення: їх застосовують для розпізнавання осіб, об'єктів, медичного аналізу, навігації автомобілів та багато іншого. У зв'язку зі зростанням обчислювальних потужностей і створенням великих баз даних зображень стало можливим ефективно навчання глибоких нейронних мереж зв'язаних мереж. Навчена ЗНМ створює мітку класу і генерує обмежувальну рамку області, в якій знаходиться об'єктний клас на зображенні.

На даний момент використовувалися різні методики підготовки контрольної вибірки для навчання ЗНМ, наприклад: ручна підготовка набору даних ImageNet, , методика підготовки нового набору даних з використання методів ЗНМ [35], побудова тестової вибірки за допомогою функції ImageDataGenerator модуля Keras, написаного мовою Python [27]. Також для побудови набору даних зображень використовують функції модуля Chainer,

розробленого компанією Preferred Networks у партнерстві з IBM, Intel, Microsoft та Nvidia [28], інструмент геообробки зображення засобами програми ArcGIS і т.д. Все це вимагає великої кількості часу для побудови та маркування даних, витрат обчислювальних потужностей, коштів, якщо виконувати підготовку тестової та контрольної вибірки з використанням готових програмних продуктів.

Deli розробили новий метод на основі ЗНМ для класифікації чотирьох класів земного покриття (зернові культури, будинки, ґрунт і ліс) на зображеннях ДЗЗ. Вони подавали на вхід ЗНМ для її навчання по 100 зображень на кожен клас. У статті [1] запропонували класифікацію та сегментацію супутникової інформації, виділивши п'ять класів: рослинність, земля, дорога, паркування, залізниця, будівництво та водопостачання, з використанням ЗНМ на зображеннях невеликого міста для повної, швидкої та точної попиксельної класифікації. Автори підібрали параметри та проаналізували їх вплив на архітектуру моделі нейронної мережі. Вони також виявили кращу продуктивність моделі ЗНМ порівняно з об'єктно-орієнтованими методами класифікації (OBIA), при цьому максимальна точність класифікації за допомогою ЗНМ досягала 94,49%.

Деякі дослідники використовували класифікатори нейронних мереж для розпізнавання видів та життєвого циклу рослин на зображеннях, отриманих із цифрової камери та камери мобільного телефону. Так, деякі автори створили нову ЗНМ, здатну розрізняти 22 види рослин на кольорових зображеннях з точністю 86,2%. Для цього автори використовували набори даних, що відрізняються освітленням, роздільною здатністю зображення та типом ґрунту. У статті [29] була запропонована нова архітектура ЗНМ для класифікації типів рослин, що виростають на агростанціях. Щоб оцінити ефективність цього підходу, результати створеної моделі ЗНМ порівнювалися з методом опорних векторів (Support Vector Machine, SVM). Точність класифікації розробленої ЗНМ була значно вищою за результати роботи класичного методу, досягнувши 97,47%.

Розглянемо далі особливості сучасних архітектур ЗНМ, та порівнювалися з розробленою новою архітектурою ЗНМ.

### 2.2.2 Модель VGG

Visual Geometry Group (VGG) – це архітектура нейронної мережі, яка має чотири варіанти: VGG-11, VGG-13, VGG-16 та VGG-19, де номери 11, 13, 16 та 19 вказують на кількість рівнів у мережі. VGG-16 було розроблено Оксфордським університетом для розпізнавання об'єктів на зображеннях. Мережа VGG-16 зайняла 1-е місце у 2014 році на конкурсі ImageNet при вирішенні великомасштабної проблеми візуального розпізнавання зображень з отриманою точністю 93,3% [20]. Відмінною особливістю архітектури мережі є невелике ядро згортки розміром  $3 \times 3$  пікселя. Структура нейронної мережі поділяється на дві частини. Перша частина складається з каскадів згортки і пулінга, що чергуються, де два каскади мають вигляд «згортка-згортка-шар пулінгу» і три каскади «згортка-згортка-згортка-шар пулінгу». На шарі пулінгу використовується операція максимального поєднання з ядром згортки  $2 \times 2$ . Ця частина мережі виділяє характерні риси зображення. Друга частина відповідає за класифікацію об'єкта на зображенні за ознаками, обраними на попередньому етапі, і включає в себе три пов'язані шари. Таким чином, мережа VGG-16 отримує зображення розміром не менше  $224 \times 224$  пікселів у трьох кольорних каналах (червоний, зелений і синій), а вихідні дані є ймовірністю приналежності об'єктів до певного класу в одному форматі кодування (рис.2.11).



Рис.2.11 - Архітектура ЗНМ VGG-16

Дана архітектура ЗНМ розроблялася для завдань великомасштабної класифікації зображень. Також її автори стверджують, що модель здатна вирішити цілий спектр завдань різних наборах даних. Так, наприклад, у роботі [5] Колесніков та інші представили результати експериментів з використанням ЗНМ VGG16 та Inception-V3 при вирішенні геоінформаційних завдань. Автори зазначають, що нейронні мережі демонструють високі результати, порівняно з традиційними алгоритмічними моделями. Однак для використання цих видів ЗНМ потрібно значний час (краще б звичайно від якісних виразів переходити до кількісних – там, де така інформація є) на підбір архітектури мережі та моделі детектора, які залежать від конкретного завдання, була розроблена архітектура ЗНМ, що складається з двох частин: VGG-16 і U-net. Ця мережа призначалася для вирішення задач сегментації аерофотознімків та розмітки елементів аеропортової інфраструктури. В результаті експерименту було виявлено, що з використанням такої комбінації ЗНМ найкраща точність розпізнавання об'єктів – 92%.

### **2.2.3 Модель ResNet**

Модель ResNet (Residential network) була розроблена Microsoft для розпізнавання, локалізації та виявлення об'єктів на зображеннях. Модель була переможцем конкурсу ILSVCC 2015 та переможцем у завданнях виявлення та сегментації об'єктів на зображеннях (Microsoft Common Objects in Context, MS COCO) у 2015 році. Автори ResNet використовували дворівневий метод обходу та застосували його на більших масштабах. У мережі також використовуються шари фільтрації (bottleneck layers), які дозволяють зменшити кількість об'єктів у кожному шарі, використовуючи згортку  $1 \times 1$  з меншим виходом об'єктів, а потім згортки  $3 \times 3$ . Застосування шарів фільтрації призводить до скорочення навантаження на обчислювальні ресурси, зберігаючи при цьому вихідні комбінації характеристик об'єктів, що аналізуються. Вихідний шар мережі – шар пулінгу з функцією Softmax. Ця

функція часто використовується для перетворення оцінок вихідних даних кінцевого повнозв'язного шару на набір ймовірностей від 0 до 1, які є вихідними даними мережі .

#### 2.2.4 Модель Inception

Модель Inception-V3 – це ШНМ, розроблена компанією Google для розпізнавання об'єктів на зображеннях. У грудні 2015 року було випущено третю версію Inception, в якій був задіяний метод пакетної нормалізації. У методі пакетної нормалізації виконується обчислення середнього та стандартного відхилення для всіх карток розподілу ознак у вихідному шарі та їх нормалізація з використанням цих значень. Останній шар мережі Inception – шар пулінгу з функцією Softmax (рис. 2.12).

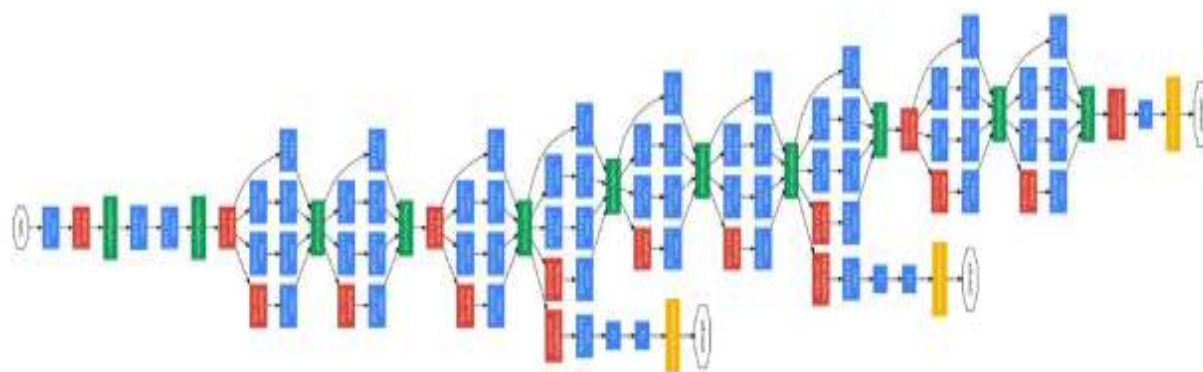


Рис.2.12 - Архітектура ЗНМ Inception-V3

Щоб навчити ЗНМ Inception-V3 на нових даних, необхідно привести розміри вхідних зображень до розміру 299×299 пікселів. Для цього можна використати, наприклад, кубічну інтерполяцію. Дана архітектура ЗНМ, на думку розробників, є перспективною і може бути використана для вирішення широкого кола завдань, що підтверджується високими результатами, які мережа продемонструвала у різних тестах [5].



### 2.2.5 Модель InceptionResNet

Модель InceptionResNet-V2 є поєднанням двох нейронних мереж: Inception та ResNet. Це дозволило підвищити точність класифікації об'єктів зображення. Ідея залишкових блоків була взята з мережі Inception, а комбінація згорткових блоків – з мережі ResNet. Незважаючи на те, що InceptionResNet-V2 демонструє високу точність порівняно з іншими існуючими моделями, ця мережа має дві істотні недоліки: низька швидкість навчання і великий обсяг використовуваної пам'яті. Архітектура ЗНМ InceptionResNet представлена рис. 2.13.

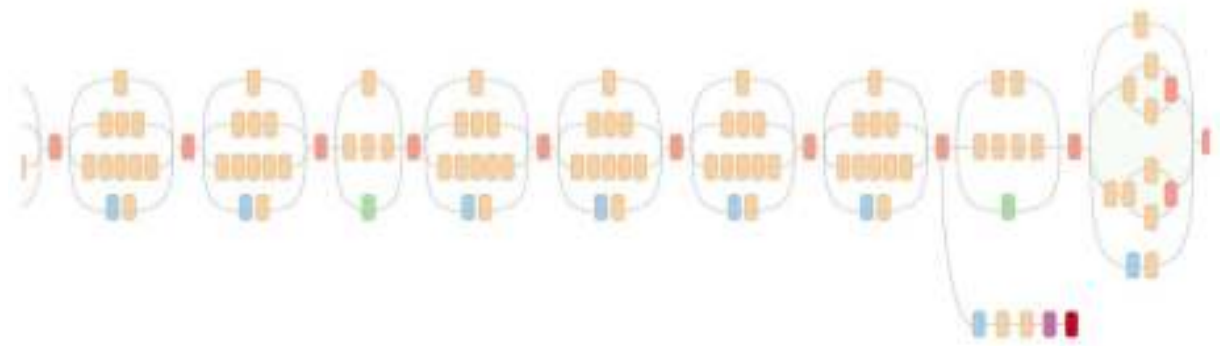


Рис. 2.13 - Архітектура ЗНМ InceptionResNet

### 2.2.6 Модель Xception

Модель Xception була реалізована Франсуа Шоле у відкритій бібліотеці Keras, написаній мовою програмування Python. Ця модель є модифікацією мережі Inception. Архітектура мережі аналогічна ResNet-34, але модель та код простіше, ніж у Inception. Відмінною особливістю мережевої архітектури є відокремлений згортковий шар (SeparableConv), який є змінним і відокремлюваним згорткою, розташованої у верхній частині мережевої архітектури. У мережі є залишкові з'єднання, взяті з ResNet. В результаті використання залишкових з'єднань точність класифікації об'єктів на зображеннях значно підвищилася. Архітектура ЗНМ Xception представлена на рис. 2.14.

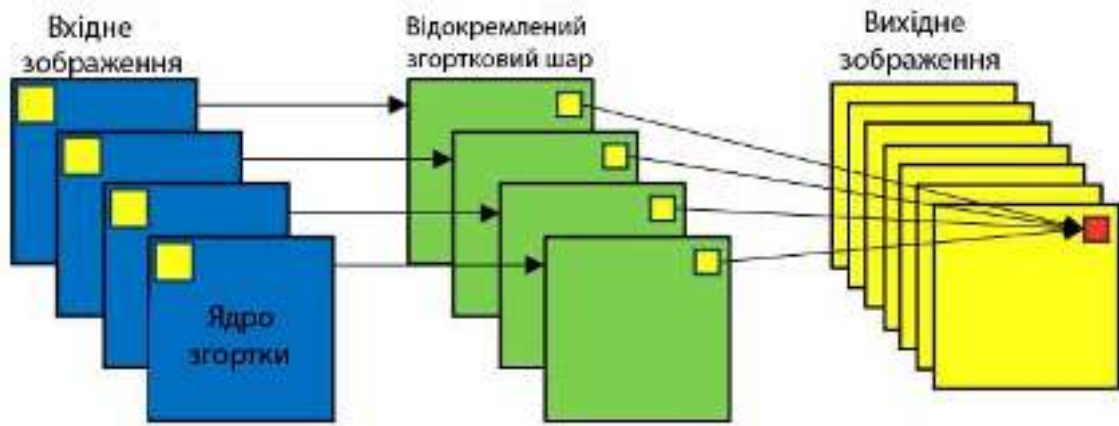


Рис. 2.14 - Архітектура ЗНМ Хсертіон

### 2.2.7 Модель DenseNet

Модель DenseNet (Densely Connected Convolutional Networks) є результатом розвитку мережі ResNet і ґрунтується на її залишкових блоках [80]. Основна ідея полягає в тому, що з'єднання мають всі можливі комбінації в кожному блоці, тобто кожен шар з'єднаний з іншими шарами в режимі прямого зв'язку. Мережа DenseNet має ряд переваг: у ній полегшено проблему, пов'язану з дуже малими значеннями градієнта, покращено поширення ознак, виконується повторне використання ознак, і суттєво скорочено кількість параметрів, що настраюються. Архітектура ЗНМ DenseNet представлена на рис. 2.15.

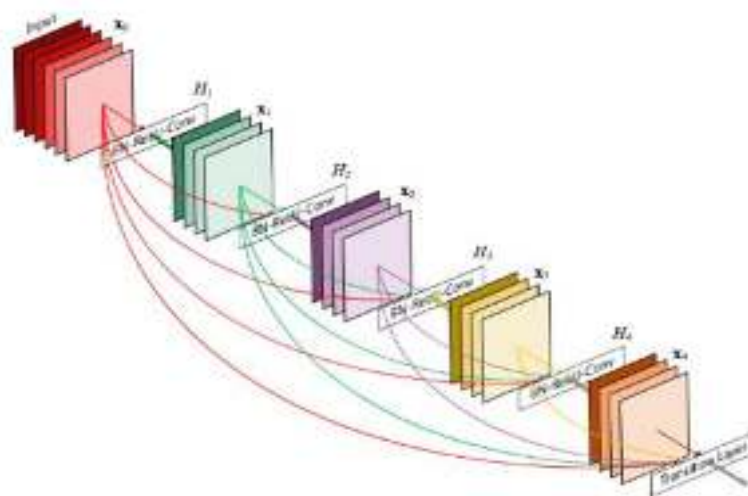


Рис. 15 - Архітектура ЗНМ DenseNet

### 2.2.8 Переваги ЗНМ

Наведемо основні переваги ЗНМ щодо інших методів машинного навчання:

- в цілому, ЗНМ у багатьох завданнях дає значно більш високу точність розпізнавання та класифікації об'єктів на зображеннях порівняно з іншими методами.
- у порівнянні з повнозв'язковою нейронною мережею у ЗНМ набагато менша кількість ваг, що навчаються, оскільки одне ядро ваг використовується цілком для всього зображення, замість того щоб створювати для кожного пікселя вхідного зображення свої персональні вагові коефіцієнти. Це підштовхує нейромережу під час навчання до узагальнення вхідної інформації, а чи не попиксельному запам'ятовування кожного представленого їй зображення з допомогою величезної кількості вагових коефіцієнтів, як і робить повнозв'язкова нейронна мережа.
- зручне розпаралелювання обчислень, і, отже, можливість реалізації алгоритмів роботи та навчання мережі на графічних процесорах;
- відносна стійкість до повороту та зсуву зображення, що розпізнається;
- навчання за допомогою класичного методу зворотного розповсюдження помилки.

### 2.2.9 Недоліки ЗНМ

Головним недоліком ЗНМ є наявність значної кількості параметрів, що налаштовуються дослідником. При цьому часто неясно, які оптимальні значення параметрів необхідно вибрати для конкретної задачі з урахуванням обмеження доступної обчислювальної потужності. До параметрів мережі, що варіюються, відносяться: кількість шарів, розмірність ядра згортки для кожного з шарів, кількість ядер для кожного з шарів, крок зсуву ядра при обробці шару, необхідність і кількість шарів субдискретизації, ступінь зменшення ними розмірності, функція зменшення розмірності (вибір максимуму, середнього та інші), передатна функція нейронів (функція

активації), наявність та параметри пов'язаної нейронної мережі на виході згорткової. Всі ці параметри суттєво впливають на результат, але вибираються емпірично дослідниками. Розроблено ряд вивічених та ефективно працюючих конфігурацій мереж, але в загальному випадку не існує рекомендацій, за якими потрібно будувати мережу для нового завдання.

## Розділ 3. СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНИЙ СИНТЕЗ ГЛИБОКОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

### 3.1 Модель WideResNet

Було показано, що глибокі залишкові мережі можуть масштабуватися до тисяч шарів і при цьому й надалі покращувати свою продуктивність. Однак кожна частка відсотка підвищення точності коштує подвоєння кількості шарів, і тому навчання дуже глибоких залишкових мереж має проблему зменшування повторного використання ознак (diminishing feature reuse), що робить ці мережі дуже повільними в навчанні. Для вирішення цих проблем було запропоновано WideResNet, де зменшується глибина і збільшується ширина (тобто кількість каналів) залишкових мереж (ResNet).

Топологію нейронної мережі WideResNet представлено на рис. 3.1.

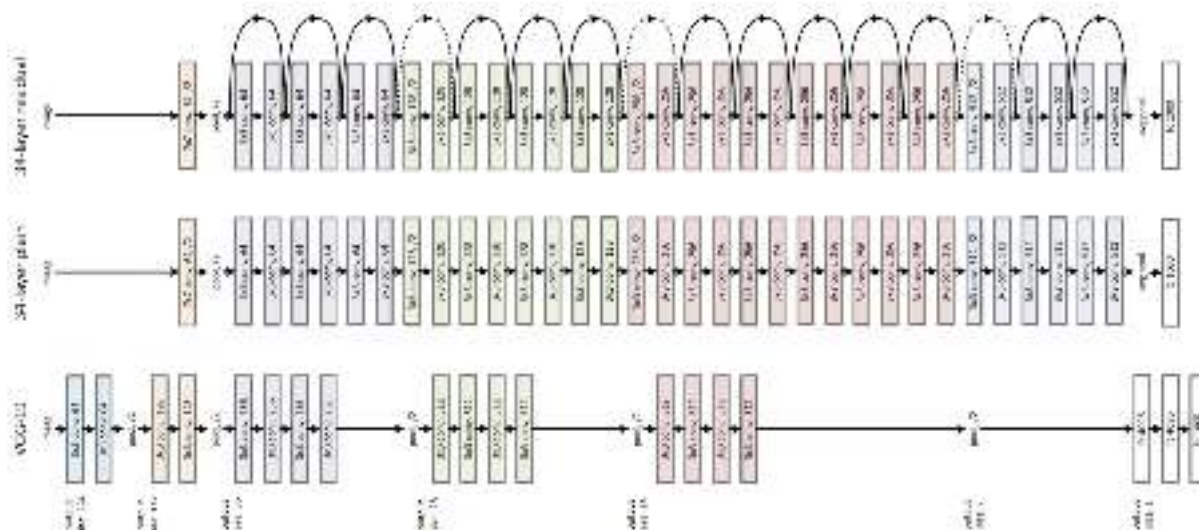


Рис. 3.1 - Топологія нейронної мережі WideResNet

Було продемонстровано, що навіть проста 16-шарова широка залишкова мережа перевершує за точністю та ефективністю всі попередні глибокі залишкові мережі, включаючи тисяч шарів, досягаючи кращих результатів на CIFAR, SVHN, COCO та значних поліпшень на ImageNet. Таким чином, до цього часу дослідження залишкових мереж зосереджувалося головним чином на порядку активацій всередині блоку ResNet і глибині залишкових мереж. Проблема неглибоких та глибоких мереж вже давно обговорюється в машинному навчанні з посиланнями на літературу з теорії складності схем, яка показує, що неглибокі схеми можуть вимагати експоненціально більшої кількості компонентів, ніж глибокі схеми. Тому зроблено спробу зробити залишкові мережі якомога тоншими, щоб можна було збільшити глибину з використанням меншої кількості параметрів, і навіть ввели блок bottleneck (рис. 3.2)

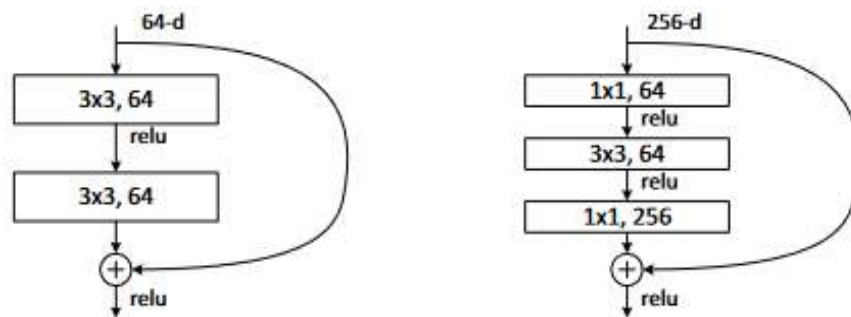


Рис. 3.2 - Топологія блоку bottleneck

Глибшу функцію залишку  $F$  ніж для ImageNet реалізовано на рис. 3.2. Ліворуч: будівельний блок (на картах ознак  $56 \times 56$ ). Праворуч: «вузьке місце» для ResNet-50/101/152 який іще “тонший” за звичайний.

Однак залишкове з’єднання, є водночас і слабким місцем залишкових мереж. Ніщо не змушує градієнт проходити через залишкові ваги блоків, а не через identity з’єднання. Як результат, мережа може нічому не навчатися під час навчання, тож цілком можливо, що є лише кілька блоків, які навчаються корисним ознакам, або багато блоків діляться дуже малою кількістю інформації з малим внеском у вирішення кінцевої задачі. Цю проблему було сформульовано як *diminishing feature reuse*. Одним з простих способів

вирішення даної проблеми є ідея випадкового відключення залишкових блоків під час навчання. Цей метод можна розглядати як окремий випадок dropout, де кожен залишковий блок має одиничну скалярну вагу, до якої застосовується dropout. Ефективність такого підходу підтверджує наведену вище гіпотезу.

Структуру широких залишкових мереж показано на рис. 3.3.

group name	output size	block type = $B(3, 3)$
conv1	$32 \times 32$	$[3 \times 3, 16]$
conv2	$32 \times 32$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 16 \times k \\ 3 \times 3, 16 \times k \end{bmatrix} \times N$
conv3	$16 \times 16$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 32 \times k \\ 3 \times 3, 32 \times k \end{bmatrix} \times N$
conv4	$8 \times 8$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \times k \\ 3 \times 3, 64 \times k \end{bmatrix} \times N$
avg-pool	$1 \times 1$	$[8 \times 8]$

Рис. 3.3 - Структура широких залишкових мереж

Широкі залишкові мережі мають в середньому в 50 разів менше шарів і працюють більш ніж у 2 рази швидше, ніж звичайні. Наприклад, широка 16-шарова глибока мережа має таку ж точність, як і 1000-шарова вузька глибока мережа, і приблизно таку ж кількість параметрів, хоча навчається в кілька разів швидше завдяки паралелізму. Таким чином це вказує на те, що основна сила глибоких залишкових мереж полягає в залишкових блоках, а ефект глибини є додатковим.

Типи залишкових блоків представлено на рис. 3.4.

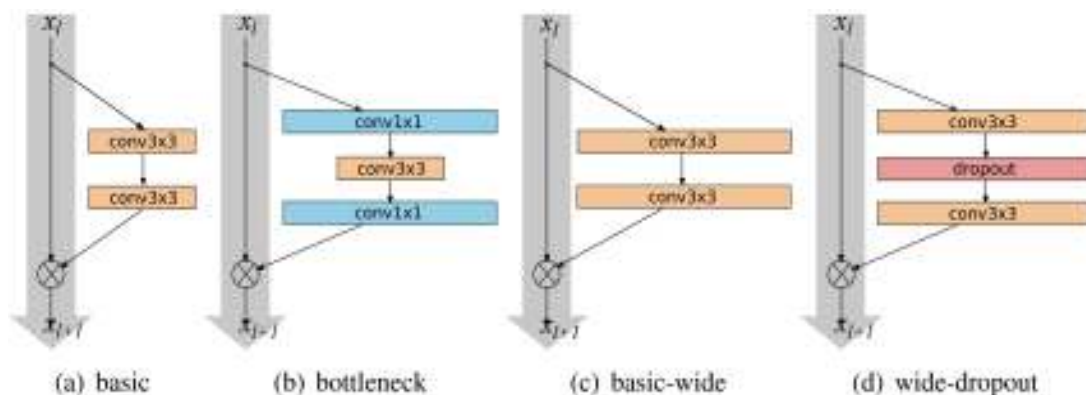


Рис. 3.4 - Типи блоків

Залишкові мережі складаються з базового – з двома послідовними згортками  $3 \times 3$  з BN та ReLU перед згорткою: conv $3 \times 3$ -conv $3 \times 3$  (рис. 3.4,a), та bottleneck – з однією згорткою  $3 \times 3$ , оточеною шарами згортки, що зменшують та розширюють розмірність: conv $1 \times 1$ -conv $3 \times 3$ -conv $1 \times 1$  (рис. 3.4, b) блоками. Оскільки bottleneck використовуються для того, щоб зробити мережі тоншими, то у WRN вони не використовуються. Існує три простих способи підвищити репрезентативність залишкових блоків:

- додати більше згорткових шарів на блок;
- розширити згорткові шари, додавши більше каналів;
- збільшити розміри фільтрів у згортковому шарі.

Оскільки невеликі фільтри виявилися дуже ефективними, то фільтри більші за  $3 \times 3$  не розглядалися.

У різних мережах dropout переважно застосовують на верхніх шарах, які мають велику кількість параметрів, щоб запобігти коадаптації ознак і перенавчанню. Згодом dropout було замінено на batch normalization (BN), який був запроваджений як метод зменшення внутрішнього коваріаційного зсуву в активаціях нейронної мережі шляхом нормалізації їх до певного розподілу. Він також працює як регуляризатор, і експериментально показано, що мережа з BN досягає кращої точності, ніж мережа з dropout. Проте для WRN було запропоновано використовувати dropout через зростаючу кількість параметрів. Dropout було додано в кожен залишковий блок між згортками, як показано на рис. 3.4,d після ReLU, щоб збурити batch normalization в наступному залишковому блоці і запобігти його перенавчанню. У дуже глибоких залишкових мережах це має допомогти впоратися з проблемою повторного використання ознак, що зменшуються, примушуючи навчатися ним в різних залишкових блоках.

Результати досліджень представлено в табл. 3.1. – 3.4.

Додаткові результати з порівняння ефективності ResNet і WRN показано в табл. 3.4. Як бачимо, WRN-40-4 досягає кращої точності, ніж

ResNet-1001, як на CIFAR-10, так і на CIFAR-100. Проте цікаво, що ці мережі мають схожу кількість параметрів,  $8,9 \times 10^6$  і  $10,2 \times 10^6$ , що свідчить про те, що глибина не додає ефекту регуляризації порівняно з шириною на цьому рівні. Крім того, WRN-28-10 перевершує ResNet-1001 на 0,92% (з однаковим розміром mini-batch під час навчання) на CIFAR-10 і на 3,46% на CIFAR-100, маючи в 36 разів менше шарів (табл. 3.4).

Таблиця 3.1. Помилка тесту (% , медіана за 5 прогонів) на CIFAR-10 залишкових мереж з  $k = 2$  і різними типами блоків. Колонка вимірює одну епоху навчання

block type	depth	# params	time,s	CIFAR-10
$B(1,3,1)$	40	1.4M	85.8	6.06
$B(3,1)$	40	1.2M	67.5	5.78
$B(1,3)$	40	1.3M	72.2	6.42
$B(3,1,1)$	40	1.3M	82.2	5.86
$B(3,3)$	28	1.5M	67.5	5.73
$B(3,1,3)$	22	1.1M	59.9	5.78

Таблиця 3.2. Помилка тесту (% , медіана за 5 прогонів) на CIFAR-10 WRN-40-2 (2.2M) з різними  $l$

$l$	CIFAR-10
1	6.69
2	5.43
3	5.65
4	5.93

Таблиця 3.3. Помилка тесту(%) різних широких мереж на CIFAR-10 та CIFAR-100 (попередня обробка ZVA)

depth	$k$	# params	CIFAR-10	CIFAR-100
40	1	0.6M	6.85	30.89
40	2	2.2M	5.33	26.04
40	4	8.9M	4.97	22.89
40	8	35.7M	4.66	-
28	10	36.5M	4.17	20.50
28	12	52.5M	4.33	20.43
22	8	17.2M	4.38	21.22
22	10	26.8M	4.44	20.75
16	8	11.0M	4.81	22.07
16	10	17.1M	4.56	21.59

Тестові помилки різних методів CIFAR-10 та CIFAR-100 з помірним збільшенням даних (перевертання/трансляція) та нормалізація середнього/стандартного значення наведені в табл. 3.4. Ми не використовуємо відсіювання для цих результатів. У другому стовпці  $k$ -коефіцієнт розширення. Результати для [13] показані з розміром міні-партії



128(як у нас) і 64 у дужках. Результати були отримані підрахуванням медіани 5 разів

Таблиця 3.4.

	depth-k	# params	CIFAR-10	CIFAR-100
NIN [10]			8.81	35.67
DSN [14]			8.22	34.57
FitNet [24]			8.39	35.04
Highway [28]			7.72	32.39
ELU [6]			6.55	24.28
original-ResNet[11]	110	1.7M	6.43	25.16
	1202	10.2M	7.93	27.82
stoc-depth[11]	110	1.7M	5.23	24.58
	1202	10.2M	4.91	-
pre-act-ResNet[11]	110	1.7M	6.37	-
	164	1.7M	5.46	24.33
	1001	10.2M	4.92(4.64)	22.71
WRN (ours)	40-4	8.9M	4.53	21.18
	16-8	11.0M	4.27	20.43
	28-10	36.5M	<b>4.00</b>	<b>19.25</b>

Час прямого+зворотного оновлення на міні-партію розміром 32 для широких і тонких мереж (рис. 3.5, вісь абсцис позначає глибину мережі та коефіцієнт розширення, цифри біля смужок означають помилку тесту на CIFAR-10, зверху – час (мс)). Час тестування є пропорційною часткою цих тестів. Зауважте, наприклад, що широкий WRN-40-4 у 8 разів швидший за тонкий ResNet-1001, маючи приблизно таку ж точність.

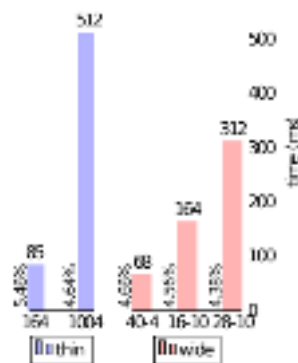


Рис. 3.5 - Порівняльний аналіз широких і тонких нейронних мереж

Навчальні криві для тонких і широких залишкових мереж представлено на рис. 3.6.

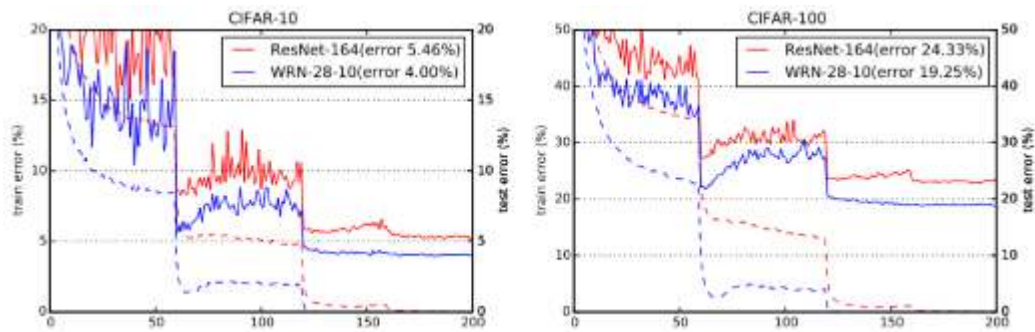


Рис. 3.6 - Навчальні криві для тонких і широких залишкових мереж на CIFAR-10 і CIFAR-100

Суцільні лінії позначають помилку тесту (вісь у праворуч), пунктирні лінії позначають втрату навчання (вісь у ліворуч) WRN-40-4 також навчається у 8 разів швидше, тому, очевидно, співвідношення глибини до ширини у звичайних залишкових мережах далеке від оптимального.

Порівняльний аналіз точності нейронних мереж ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152, WRN-50-2-bottleneck, pre-ResNet-200 представлено у табл. 3.5.

Таблиця 3.5. Порівняльний аналіз точності нейронних мереж

Model	top-1 err, %	top-5 err, %	#params	time/batch 16
ResNet-50	24.01	7.02	25.6M	49
ResNet-101	22.44	6.21	44.5M	82
ResNet-152	22.16	6.16	60.2M	115
<b>WRN-50-2-bottleneck</b>	<b>21.9</b>	<b>6.03</b>	68.9M	93
pre-ResNet-200	21.66	5.79	64.7M	154

Помилка перевірки ILSVRC-2012 (один кадр) вузького місця ResNets. Швидший WRN-50-2-вузьке місце перевершує ResNet-151, маючи у 3 рази менше шарів, і стоїть близько до ResNet-200.

Для ImageNet bottleneck широкі залишкові мережі дали кращі результати, що може бути пов'язано або з тим, що архітектура bottleneck просто краще підходить для задачі класифікації ImageNet, або з тим, що для цієї складнішої задачі потрібна більш глибока мережа.

## 3.2 Модель Xception

Топологію нейронної мережі Xception представлено на рис. 3.7.

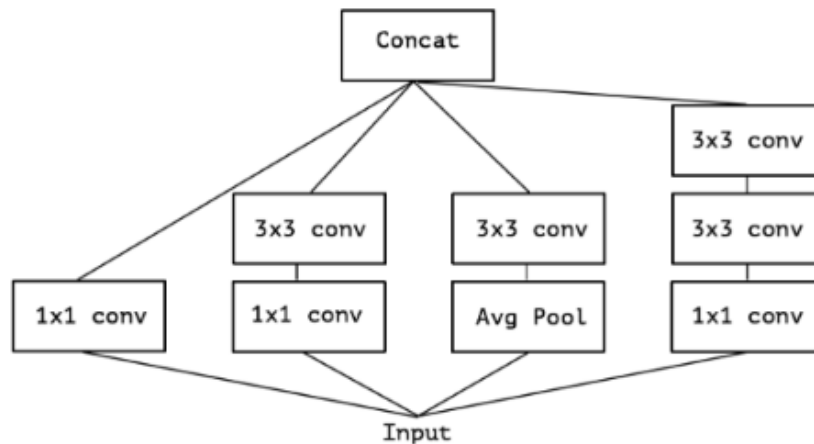


Рис. 3.7 - Канонічний модуль Inception (Inception V3)

В архітектурі Xception представлено інтерпретацію Inception модулів у згорткових нейронних мережах як проміжний крок між звичайною згорткою та *depthwise separable convolution*. Таким чином *depthwise separable convolution* можна розуміти як модуль Inception з максимально великою кількістю веж (*towers*). Це спостереження спонукало запропонувати нову архітектуру нейронної мережі, в якій модулі Inception було замінено на *depthwise separable convolution*. Було показано, що ця архітектура, названа Xception, дещо перевершує Inception V3 на наборі даних ImageNet (для якого було розроблено Inception V3), і значно перевершує Inception V3 на більшому наборі даних класифікації зображень JFT, що містить 350 мільйонів зображень та 17 000 класів. Оскільки архітектура Xception має практично таку саму кількість параметрів, що й у Inception V3, підвищення продуктивності відбувається не за рахунок збільшенням пропускну здатності, а скоріше за рахунок більш ефективного використання параметрів моделі.

Після VGG з'явився новий стиль мережі, архітектуру Inception запропоновано у 2014 році як GoogLeNet (Inception V1), пізніше вдосконалено як Inception V2, V3, а нещодавно – Inception-ResNet. Саму

Inception було розроблено на основі більш ранньої архітектури Network-In-Network. З моменту свого першого представлення, Inception є одним з найефективніших сімейств моделей на наборі даних ImageNet, а також на внутрішніх наборах даних, що використовуються в Google, зокрема JFT. Фундаментальним будівельним блоком моделей у стилі Inception є модуль Inception, який має кілька різних версій. Канонічну форму модуля Inception, як він виглядає в архітектурі Inception V3 показано на рис. 3.7. Модель Inception можна розуміти як стек таких модулів. Це відхід від більш ранніх мереж у стилі VGG які були стеками простих шарів згортки.

Хоча модулі Inception концептуально схожі на згортки, емпірично доведено, що вони здатні вивчати багатші репрезентації з меншою кількістю параметрів.

Шар згортки намагається вивчити фільтри у тривимірному просторі, з 2-ма просторовими вимірами (ширина і висота) і виміром каналу; таким чином, єдине ядро згортки має завдання одночасно відображати міжканальні кореляції і просторові кореляції. Ідея модуля Inception полягає в тому, щоб зробити цей процес простішим та ефективнішим, розбивши його на низку операцій, які б незалежно розглядали міжканальні кореляції та просторові кореляції. Точніше кажучи, типовий модуль Inception спочатку розглядає міжканальні кореляції за допомогою набору згорток  $1 \times 1$ , відображаючи вхідні дані в 3 або 4 окремі простори, менші за початковий вхідний простір, а потім відображає всі кореляції в цих менших тривимірних просторах за допомогою звичайних згорток  $3 \times 3$  або  $5 \times 5$ . Це проілюстровано на рис. 3.7. По суті, фундаментальна гіпотеза Inception полягає в тому, що міжканальні кореляції та просторові кореляції є достатньо відокремленими, тому краще не відображати їх разом.

Розглянемо спрощену версію початкового модуля, який використовує лише один розмір ядра (наприклад,  $3 \times 3$ ) і не включає середню вежу з average pooling (рис. 3.8). Цей початковий модуль можна переформулювати як велику згортку  $1 \times 1$ , за якою слідує просторові згортки, що діють на

сегментах вихідних каналів, які не перетинаються (рис. 3.9). Це спостереження природно викликає питання: як впливає кількість сегментів у розбитті (та їхній розмір)? Можливо було б розумно висунути набагато сильнішу гіпотезу, ніж початкова, і припустити, що міжканальні кореляції та просторові кореляції можуть бути відображені цілком окремо?

"Екстремальна" версія модуля Insertion, заснована на цій сильнішій гіпотезі, спочатку використовує згортку 1x1 для відображення міжканальних кореляцій, а потім окремо відображає просторові кореляції кожного вихідного каналу як показано на рис. 3.10.

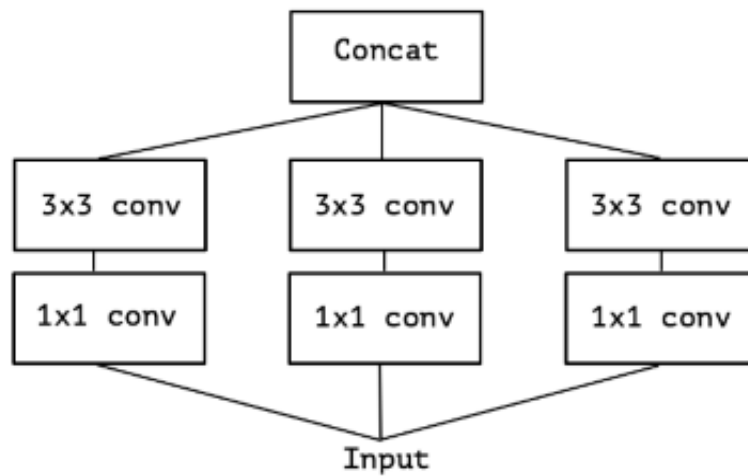


Рис. 3.8 - Спрощений модуль Insertion

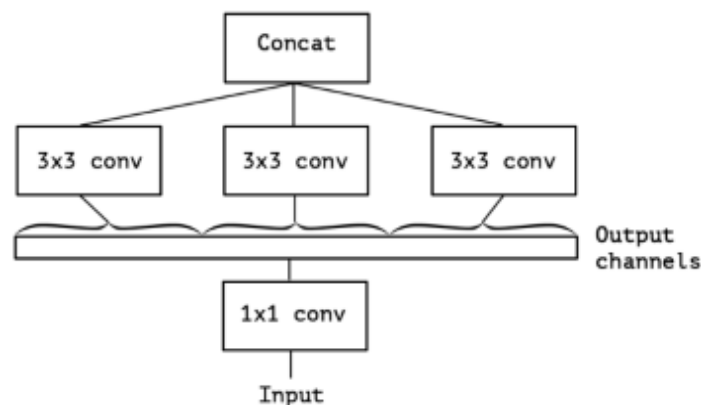


Рис. 3.9 - Строго еквівалентне переформулювання спрощеного модуля Insertion.

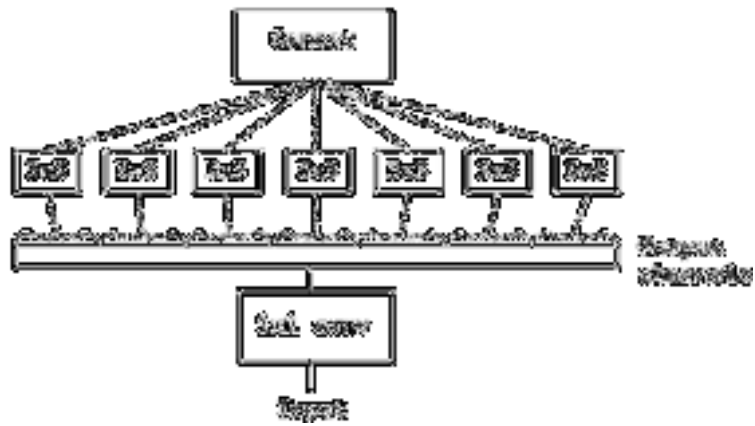


Рис. 3.10 - «Екстремальна» версія нашого модуля Insertion з однією просторовою згорткою на вихідний канал згортки 1x1.

Зображення нормальної згортки з виходом 8x8x1 показано на рис. 3.11.

Зображення звичайної згортки з виходом 8x8x256 показано на рис. 3.12.

Зображення простої та просторової роздільної згортки показано на рис. 3.13.

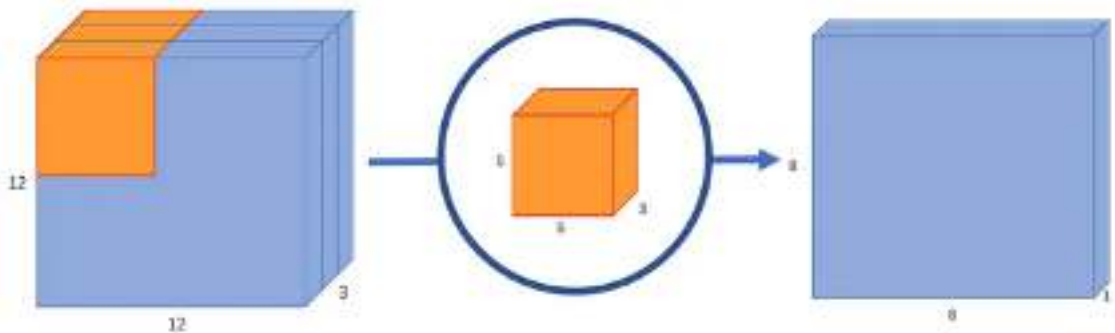


Рис. 3.11 - Зображення нормальної згортки з виходом 8x8x1

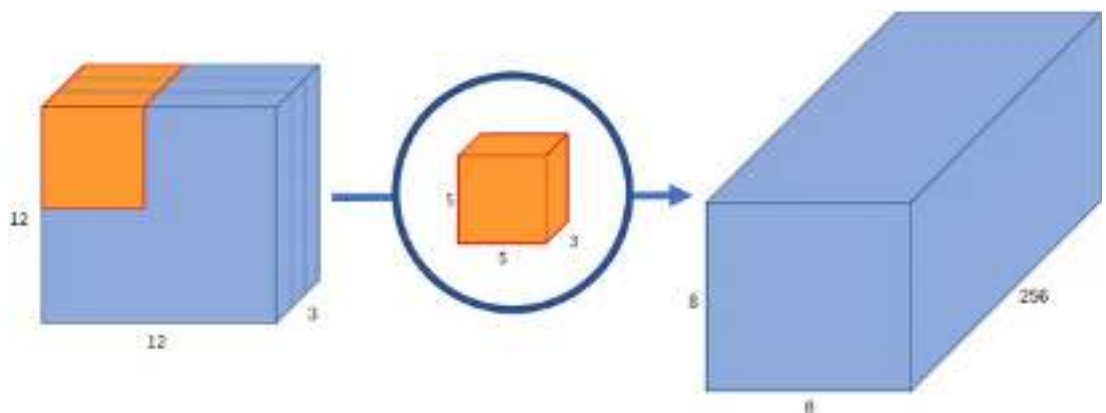


Рис. 3.12 - Зображення звичайної згортки з виходом 8x8x256

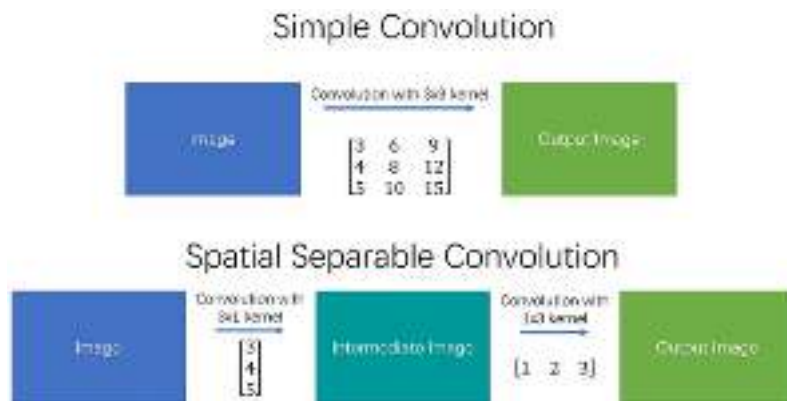


Рис. 3.13 - Зображення простої та просторової роздільної згортки

Зображення згортки по глибині, яке використовує 3 ядра для перетворення зображення 12x12x3 на зображення 8x8x3 показано на рис. 3.14. Зображення поточної згортки, яке перетворює зображення 3-х каналів на зображення 1-го каналу показано на рис. 3.15.

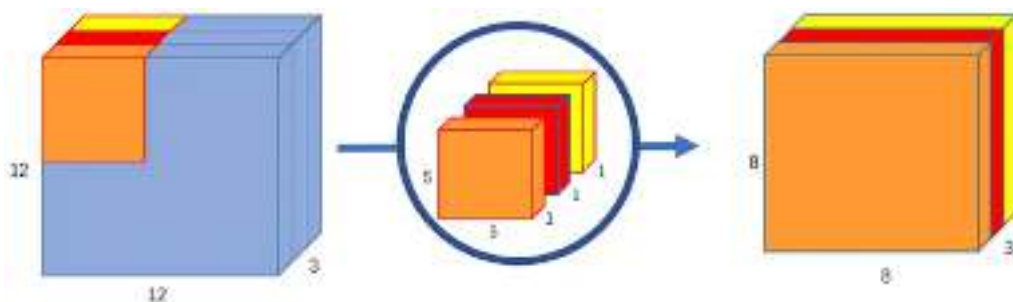


Рис. 3.14 - Зображення згортки по глибині, яке використовує 3 ядра для перетворення зображення 12x12x3 на зображення 8x8x3

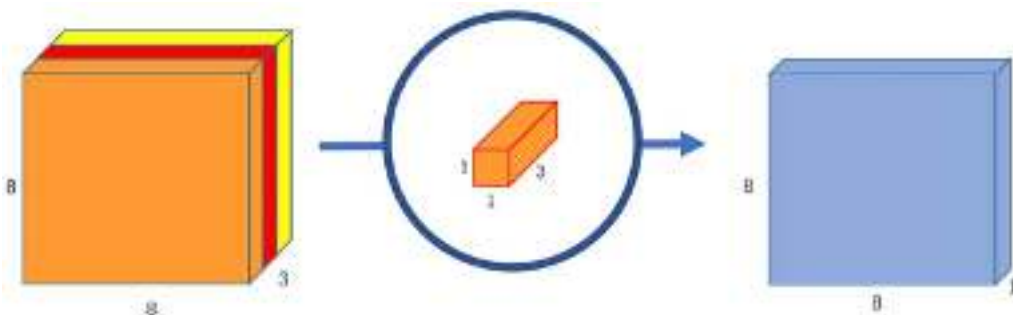


Рис. 3.15 - Зображення поточної згортки, яка перетворює зображення 3-х каналів на зображення 1-го каналу

Перетворення поточної згортки з 256 ядрами, у зображення з 256 каналами показано на рис. 3.16.

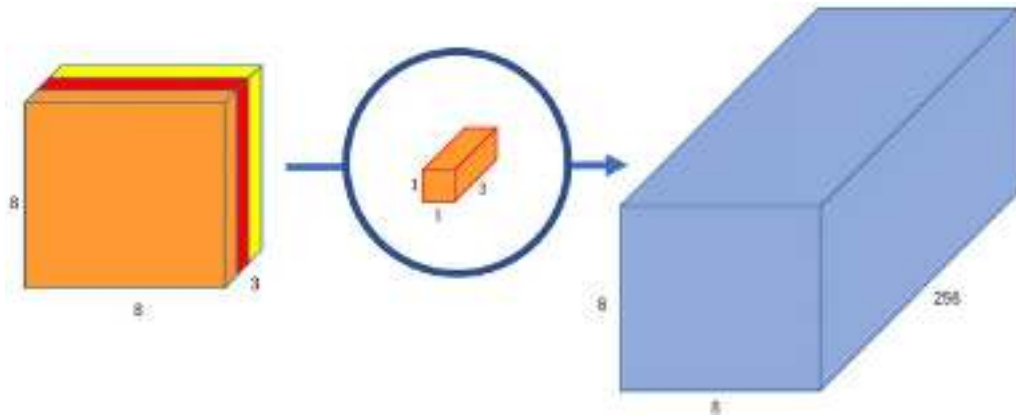


Рис. 3.16 - Перетворення поточної згортки з 256 ядрами, у зображення з 256 каналами

Ця екстремальна форма модуля Inception майже ідентична до depthwise separable convolution, згортки, яка використовується ще з 2014 року. Depthwise separable convolution полягає у згортці за глибиною, тобто просторовій згортці, що виконується незалежно над кожним каналом вхідних даних, а потім точковій згортці, тобто згортці 1x1, яка проектує канали, отримані в результаті згортки за глибиною, на новий каналний простір. Її не слід плутати зі spatially separable convolution, яку також часто називають «роздільною згорткою».

Дві незначні відмінності між «екстремальною» версією модуля Inception та depthwise separable convolution, полягають у наступному:

1) порядок операцій: згортки, що розділяються за глибиною, як це зазвичай реалізовано спочатку виконують просторову згортку за каналами, а потім виконують згортку 1x1, тоді як Inception спочатку виконує згортку 1x1.

2) наявність або відсутність нелінійності після першої операції. У Inception обидві операції супроводжуються нелінійністю ReLU, однак згортки, що розділяються за глибиною, зазвичай реалізуються без нелінійностей.

Стверджується, що перша відмінність не є важливою, зокрема тому, що ці операції призначені для використання у стековому середовищі. Друга відмінність може бути важливою, тому далі буде показано її експериментальне дослідження.



Існує дискретний спектр між звичайними згортками та depthwise separable convolution, який параметризується кількістю незалежних сегментів каналного простору, що використовуються для виконання просторових згорток. Регулярна згортка (якій передують згортка 1x1), на одній крайній точці цього спектра, відповідає односегментному випадку; depthwise separable convolution відповідає іншій крайній точці, де на один канал припадає один сегмент; початкові модулі лежать між ними, розділяючи кілька сотень каналів на 3 або 4 сегменти.

Архітектуру Xception представлено на рис. 3.17, де спочатку дані проходять через вхідний потік, потім через середній потік, який повторюється вісім разів, і, нарешті, через вихідний потік.

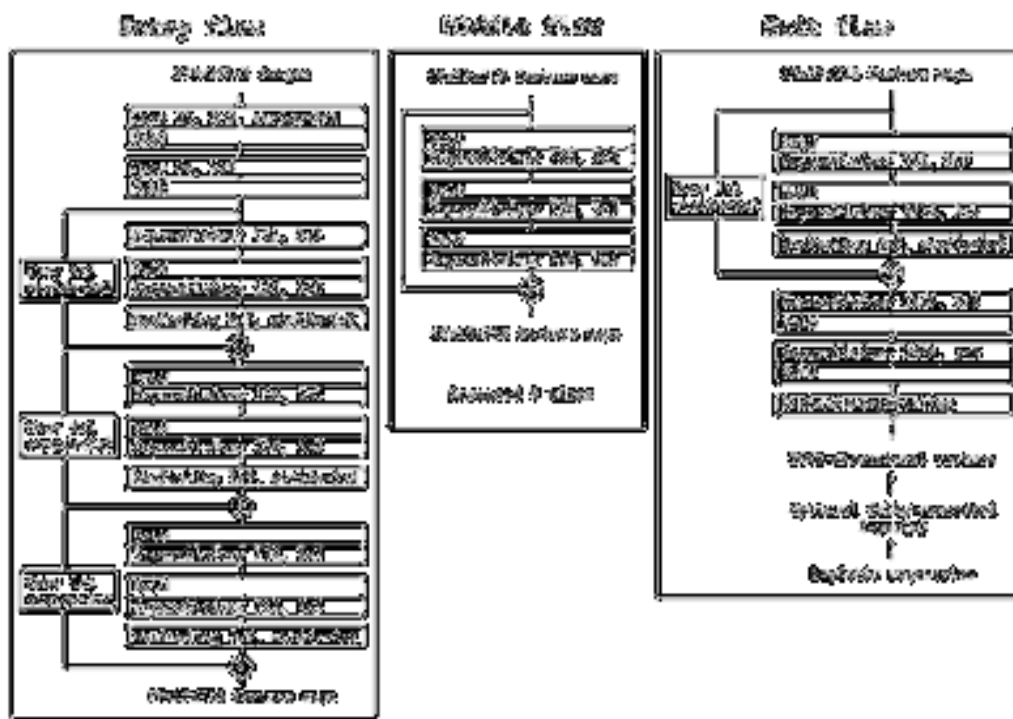


Рис. 3.17 - Архітектура Xception

Можна побачити, що після всіх шарів Convolution і SeparableConvolution виконується пакетна нормалізація [7] (не включена в діаграму). Усі шари SeparableConvolution використовують множник глибини 1 (без розширення глибини).

Архітектура Xception повністю базується на depthwise separable convolution. По суті, тут висувається наступна гіпотезу: відображення

міжканальних кореляцій та просторових кореляцій на картах ознак згорткових нейронних мереж може бути повністю відокремленим. Оскільки ця гіпотеза є сильнішою версією гіпотези, що лежить в основі архітектури Inception, дана архітектура називається Xception, що розшифровується як Extreme Inception. Архітектура Xception має 36 згорткових шарів, що формують базу вилучення ознак мережі. Усі 36 згорткових шарів структуровані в 14 модулів, кожен з яких має лінійні залишкові зв'язки навколо себе, за винятком першого і останнього модулів. Архітектуру дуже легко визначити та модифікувати.

### 3.3. Порівняння ефективності класифікації нейронних мереж на ImageNet

Порівняння ефективності класифікації на ImageNet (окреме кадрування, одна модель) представлено у табл. 3.6. Номери VGG-16 і ResNet-152 включені лише як нагадування. Версія Inception V3, що тестується, не включає допоміжну вежу. Порівняння ефективності класифікації на JFT (одна культура, одна модель) представлено у табл. 3.7. Порівняння розміру та швидкості навчання представлено у табл. 3.8.

Таблиця 3.6. Порівняння ефективності класифікації на ImageNet (окреме кадрування, одна модель)

	Топ-1 accuracy	Топ-5 accuracy
<b>VGG-16</b>	0.715	0.901
<b>ResNet-152</b>	0.770	0.933
<b>Inception V3</b>	0.782	0.941
<b>Xception</b>	<b>0.790</b>	<b>0.945</b>

Таблиця 3.7. Порівняння ефективності класифікації на JFT (одна культура, одна модель)

	<b>FastEval14k MAP@100</b>
<b>Inception V3 - no FC layers</b>	6.36
<b>Xception - no FC layers</b>	6.70
<b>Inception V3 with FC layers</b>	6.50
<b>Xception with FC layers</b>	<b>6.78</b>

Таблиця 3.8. Порівняння розміру та швидкості навчання

	<b>Parameter count</b>	<b>Steps/second</b>
<b>Inception V3</b>	23,626,728	31
<b>Xception</b>	22,855,952	28

Хсептiон було порiвняно з архiтектурою Inception V3 через схожiсть iхнiх масштабiв: Хсептiон та Inception V3 мають майже однакову кiлькiсть параметрiв (табл. 3.8), а отже, розрив у продуктивностi не може бути пов'язаний з рiзницею у пропускнiй здатностi мережi. Порiвняння проводилося двох задачах класифiкацiї зображень: одна з них – добре вiдома задача класифiкацiї 1000 класiв з однiєю мiткою на наборi даних ImageNet, а iнша – задача класифiкацiї 17 000 класiв з багатьма мiтками на великому наборi даних JFT. На ImageNet Хсептiон показує дещо кращi результати, нiж Inception V3. Хсептiон також перевершує результати на ImageNet для ResNet-50, ResNet-101 i ResNet-152.

Архiтектура Хсептiон демонструє набагато бiльше покращення продуктивностi на наборi даних JFT порiвняно з набором даних ImageNet. Автори вважають, що це може бути пов'язано з тим, що Inception V3 було розроблено з фокусом на ImageNet i, таким чином, може бути надмiрно пристосовано до цiєї конкретної задачі. З iншого боку, жодна з розглянутих архiтектур не була налаштована для JFT. Цiлком ймовiрно, що пошук кращих гiперпараметрiв для Хсептiон на ImageNet дасть значне додаткове покращення.

Розмiр та швидкiсть архiтектур порiвнюється у табл. 3.8. Обидвi архiтектури мають приблизно однаковий розмiр (в межах 3.5%), але Хсептiон

трохи повільніша. Вважається, що оптимізація на рівні depthwise separable convolution може зробити Xception швидшою за Inception V3 у найближчому майбутньому.

Профіль навчання на ImageNet представлено на рис. 3.17.

Навчальний профіль на JFT без повністю підключених рівнів представлено на рис. 3.18. Профіль навчання на JFT із повністю підключеними рівнями представлено на рис. 3.19. Профіль навчання із залишковими з'єднаннями та без них представлено на рис. 3.20.

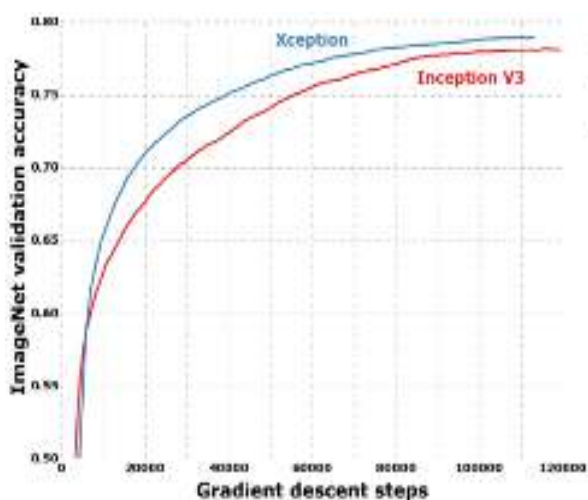


Рис. 3.17 Профіль навчання на ImageNet

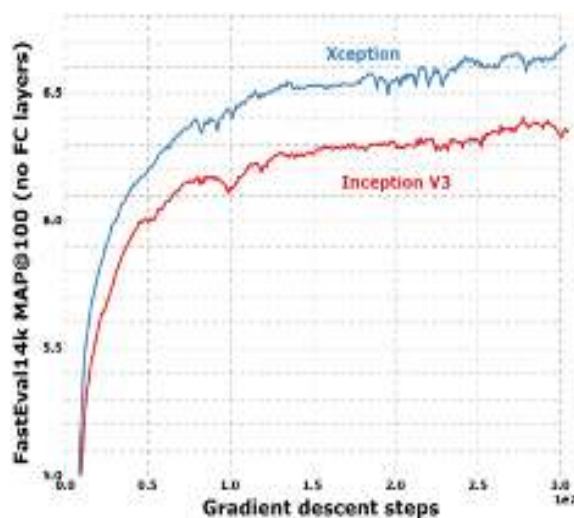


Рис. 3.18 Навчальний профіль на JFT без повністю підключених рівнів

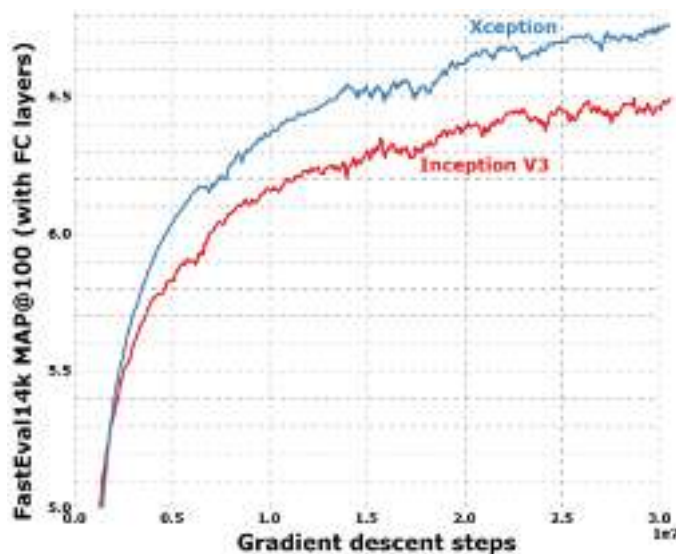


Рис. 3.19 Профіль навчання на JFT із повністю підключеними рівнями

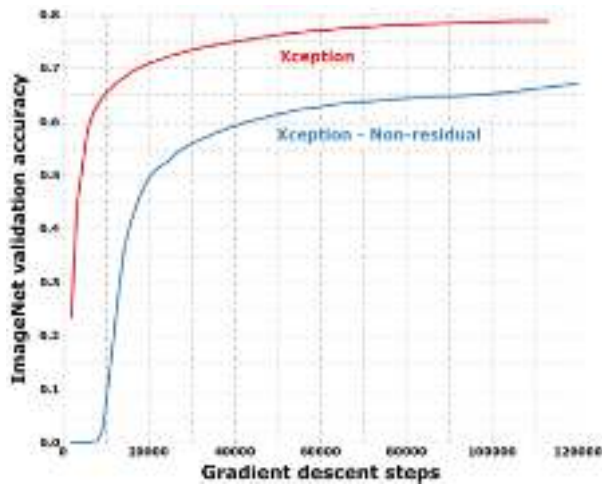


Рис. 3.20 Профіль навчання із залишковими з'єднаннями та без них

Щоб кількісно оцінити переваги залишкових з'єднань в архітектурі Xception, автори провели бенчмаркінг на ImageNet модифікованої версії Xception, яка не містить залишкових з'єднань. Результати показано на рис. 3.20. Очевидно, що залишкові зв'язки відіграють важливу роль у збіжності, як з точки зору швидкості, так і з точки зору кінцевої продуктивності класифікації.

В попередніх експериментах не було враховано нелінійність між глибинними та точковими операціями. Однак автори також експериментально перевірили включення ReLU або ELU як проміжної нелінійності. Результати представлені на ImageNet на рис. 3.21 і показують, що відсутність будь-якої нелінійності призводить як до швидшої збіжності, так і до кращої кінцевої продуктивності. Це цікаве спостереження, оскільки автори Insertion наводять протилежний результат для своїх модулів. Скоріше за все це пов'язано з тим, що глибина проміжних просторів ознак, на яких застосовуються просторові згортки, є критичною для ефективності нелінійності: для глибоких просторів ознак (наприклад, тих, що використовуються в модулях Insertion) нелінійність є ефективною, але для неглибоких (наприклад, 1-канальні глибокі простори ознак depthwise separable convolution) вона стає шкідливою через втрату інформації.

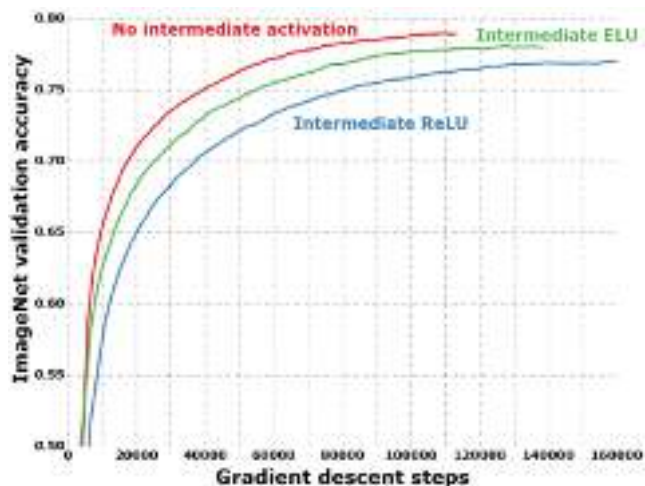


Рис.3.21 Профіль навчання з різними активаціями між глибинними та точковими операціями роздільних шарів згортки

### 3.4. Структурно-параметричний синтез нейронної мережі Xception

На основі результатів досліджень, наведених в підрозділі 3.3 можна зробити висновок, що нейронна мереж Xception має певні переваги. Складовими шарами такої мережі є наступні: згорткові, шари згортки, що розділяються, субдискретизуючи.

У той час як стандартна згортка виконує поканалне та просторове обчислення за один крок, Depthwise Separable Convolution розділяє обчислення на два етапи: поглиблена згортка застосовує один згортковий фільтр для кожного вхідного каналу, а використовується поточкова згортка, щоб створити лінійну комбінацію результату згортки по глибині.

На основі аналізу результатів перевірки комбінованої ЗНМ на перевіірочній вибірці, представлений у табл. 3.6 – 3.9 можна визначити значущі параметри для ЗНМ:

1. Кількість шарів згортки.
2. Кількість шарів агрегації.
3. Взаємне розміщення шарів згортки та агрегуючих шарів.
4. Шари згортки (на кожному шарі окремо):

- розмір ядра згортки(на кожному шарі окремо);
- кількість карт ознак(на кожному шарі окремо);
- величина зміщення (на кожному шарі окремо);
- параметр крайового ефекту.

5. Шари агрегації (на кожному шарі окремо):

- розмір ядра агрегації;
- функція ядра агрегації.

6. Повнозв'язні шари (на кожному шарі окремо):

- кількість повнозв'язних шарів;
- розмір кожного шару;

Для оптимізації структури та параметрів ЗНМ використано генетичний алгоритм.

## Розділ 4.

# ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА АЕРО- ТА КОСМІЧНИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

### 4.1 Використання технологій на основі штучного інтелекту для контролю стану лісів

Оскільки світові ліси стикаються зі зростаючими загрозами, пов'язаними зі зміною клімату, вирубкою лісів та іншою діяльністю людини, потреба в інноваційних рішеннях для їх захисту та відновлення стає дедалі гострішою. Штучний інтелект (ШІ) стає потужним інструментом для вирішення цієї проблеми. Відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту – це інноваційний підхід, який поєднує машинне навчання, комп'ютерне зір та інші передові технології для покращення здоров'я лісів і біорізноманіття. Відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту можна використовувати для моніторингу та аналізу лісів, виявлення ділянок деградації та розробки цільових стратегій для їх відновлення. Використовуючи моделі на основі штучного інтелекту, дослідники можуть визначати території високої природоохоронної цінності, виявляти зміни рослинності з часом і розробляти стратегії для покращення здоров'я лісів. Моделі на основі штучного інтелекту також можна використовувати для виявлення та запобігання незаконним рубкам, допомагаючи захистити світові ліси від подальшого знищення.

Відновлення лісів за допомогою ШІ також може допомогти підвищити ефективність управління лісами. Автоматизуючи процес збору та аналізу даних, моделі на основі штучного інтелекту можуть допомогти менеджерам лісів приймати кращі рішення про те, як керувати своїми лісами. Наприклад,



моделі на основі штучного інтелекту можна використовувати для виявлення територій високої природоохоронної цінності, виявлення змін у рослинності з часом і розробки стратегій для покращення стану лісів. Моделі, керовані штучним інтелектом, також можна використовувати для визначення областей потенційної деградації та розробки стратегій для запобігання або пом'якшення збитків.

Окрім покращення управління лісами, відновлення лісів за допомогою ШІ також може допомогти покращити біорізноманіття. Використовуючи моделі на основі штучного інтелекту для виявлення змін у рослинності з плином часу, дослідники можуть визначити зони високої природоохоронної цінності та розробити стратегії для покращення стану лісів. Моделі на основі штучного інтелекту також можна використовувати для виявлення та запобігання незаконним рубкам, допомагаючи захистити світові ліси від подальшого знищення.

Відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту — це інноваційний підхід, який може змінити спосіб управління та захисту світових лісів. Використовуючи моделі на основі штучного інтелекту для моніторингу та аналізу лісів, виявлення ділянок деградації та розробки цільових стратегій для їх відновлення, ми можемо покращити стан лісів і біорізноманіття та допомогти захистити світові ліси від подальшого знищення.

Відновлення лісів за допомогою ШІ: як інтелектуальні машини можуть допомогти відновити ліси в деградованих ландшафтах

Оскільки глобальна температура продовжує зростати, а наслідки зміни клімату стають дедалі очевиднішими, відновлення лісів стає все більш важливою частиною зусиль із пом'якшення наслідків зміни клімату. Хоча традиційні методи лісовідновлення виявилися ефективними, процес часто повільний і трудомісткий. Однак з'являється новий підхід, який використовує штучний інтелект (ШІ), щоб допомогти відновити деградовані ландшафти.

Відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту є відносно новою концепцією, яка використовує алгоритми машинного навчання для визначення найкращих ділянок для відновлення лісів і розробки планів для повторних посадок. Системи відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту можуть аналізувати супутникові зображення та інші дані, щоб визначити території, які найбільше підходять для лісовідновлення. Системи також можна використовувати для моніторингу прогресу лісовідновлення, гарантуючи, що пересажені дерева здорові та ростуть.

Системи відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту також можна використовувати для розробки стратегій пересадки дерев на територіях, які були пошкоджені діяльністю людини, наприклад вирубкою лісів або розширенням сільського господарства. Системи можуть аналізувати землю, щоб визначити найкращі місця для пересаджування, а також види дерев, які найбільше підходять для цієї місцевості. Це може допомогти переконатися, що пересажені дерева добре пристосовані до середовища та матимуть найкращі шанси на виживання.

Системи відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту також можна використовувати для моніторингу прогресу лісовідновлення, гарантуючи, що пересажені дерева здорові та ростуть. Системи можуть виявляти зміни в навколишньому середовищі, які можуть вплинути на здоров'я дерев, наприклад зміни температури або складу ґрунту. Потім ця інформація може бути використана для коригування стратегії відновлення лісів, гарантуючи, що пересажені дерева зможуть процвітати в новому середовищі.

Відновлення лісів за допомогою штучного інтелекту — це багатообіцяючий новий підхід до відновлення лісів, який може революціонізувати спосіб відновлення деградованих ландшафтів. Використовуючи потужність інтелектуальних машин, ми можемо забезпечити ефективність лісовідновлення, допомагаючи пом'якшити наслідки зміни клімату та відновити колишню красу наших лісів.

Роль штучного інтелекту в сталому управлінні лісами: як інтелектуальні машини можуть допомогти контролювати та керувати лісами

Світові ліси є життєво важливими для здоров'я нашої планети, забезпечують необхідні ресурси та послуги, необхідні для життя на Землі. На жаль, ліси знаходяться під загрозою через нестійкі практики, і потреба в ефективному управлінні лісами ніколи не була такою великою. Штучний інтелект (ШІ) стає потужним інструментом для допомоги в захисті та управлінні лісами, який може революціонізувати стале управління лісами.

Технології на основі штучного інтелекту можуть допомогти більш ефективно та результативно контролювати ліси, дозволяючи краще приймати рішення та використовувати більш стійкі практики. Наприклад, технології дистанційного зондування на основі ШІ можна використовувати для виявлення змін у навколишньому середовищі, таких як вирубка лісів, пожежі та незаконна вирубка. Потім ці дані можна використовувати для прийняття рішень щодо найкращого управління лісами.

ШІ також можна використовувати для аналізу великих обсягів даних, щоб виявити закономірності та тенденції, які можуть допомогти прийняти рішення щодо управління лісами. Наприклад, штучний інтелект можна використовувати для аналізу супутникових зображень, щоб визначити зони вирубки лісів, або для аналізу даних від датчиків, щоб виявити зміни рівня вологості ґрунту. Потім ці дані можна використовувати для прийняття рішень щодо найкращого управління лісами.

ШІ також можна використовувати для розробки прогнозних моделей, які можуть допомогти передбачити майбутні зміни в навколишньому середовищі. Це може допомогти прийняти рішення щодо найкращого управління лісами, а також допомогти визначити потенційні ризики та можливості.

ШІ також використовується для розробки нових інструментів і технологій, які можуть допомогти більш ефективно контролювати ліси та керувати ними. Наприклад, безпілотні літальні апарати, керовані штучним

інтелектом, можна використовувати для спостереження за незаконною діяльністю в лісах або для виявлення зон вирубки лісів. Роботів зі штучним інтелектом також можна використовувати для моніторингу лісів на предмет змін у навколишньому середовищі, наприклад рівня вологості ґрунту.

ШІ є потужним інструментом, який допомагає захистити ліси та керувати ними, і його потенціал революціонізувати стале управління лісами лише починає реалізовуватися. Оскільки технології, керовані ШІ, продовжують розвиватися, вони ставатимуть все більш важливими для забезпечення довгострокового здоров'я наших лісів.

Використання штучного інтелекту для визначення пріоритетних територій для відновлення лісів: як штучний інтелект може допомогти визначити пріоритети для відновлення лісів

Оскільки світ продовжує боротися з руйнівними наслідками зміни клімату, зусилля з відновлення лісів стають все більш важливими. Однак через обмежені ресурси та велику кількість потенційних територій для реставрації може бути важко визначити пріоритети, на які території слід звернути увагу в першу чергу. На щастя, штучний інтелект (ШІ) пропонує рішення.

ШІ використовується для визначення пріоритетних територій для відновлення лісів. Аналізуючи великі набори даних супутникових зображень, штучний інтелект може швидко й точно ідентифікувати області, які найбільше потребують відновлення. Ці дані можуть бути використані для визначення територій, які піддаються найбільшому ризику вирубки лісів, або які, найімовірніше, будуть успішними у спробах відновлення лісів.

ШІ також можна використовувати для визначення територій, які, швидше за все, отримають користь від відновлення. Наприклад, штучний інтелект може аналізувати дані про якість ґрунту, клімат і рельєф, щоб визначити території, які найбільше підходять для лісовідновлення. ШІ також можна використовувати для визначення територій, які, найімовірніше,

стануть середовищем існування для видів, що знаходяться під загрозою зникнення, або які мають потенціал для покращення якості води.

ШІ також можна використовувати для визначення територій, які, найімовірніше, будуть успішними у зусиллях з відновлення лісів. Аналізуючи дані про минулі зусилля з лісовідновлення, штучний інтелект може визначити райони, які, швидше за все, зазнають успішного зростання та стійкості. Ці дані можуть бути використані для прийняття рішень про те, які території слід відновити в першу чергу.

Використовуючи штучний інтелект для визначення пріоритетних територій для відновлення лісів, ми можемо забезпечити використання обмежених ресурсів найбільш ефективним способом. Штучний інтелект може забезпечити ефективний і точний спосіб визначення пріоритетності зусиль з відновлення лісів, допомагаючи гарантувати, що наші ліси будуть відновлені та збережені для майбутніх поколінь.

Вплив ШІ на відновлення лісів: як інтелектуальні машини можуть допомогти зменшити вирубку лісів і покращити біорізноманіття

В останні роки штучний інтелект (ШІ) все частіше використовується для відновлення лісів і зменшення вирубки лісів. Технології, керовані ШІ, використовуються для підвищення ефективності зусиль з відновлення лісів, а також допомагають захистити та зберегти біорізноманіття.

ШІ можна використовувати для виявлення та моніторингу ділянок вирубки лісів, допомагаючи виявляти та запобігати незаконним вирубкам та іншим видам діяльності, які завдають шкоди лісам. Використовуючи супутникові зображення та інші джерела даних, керовані ШІ алгоритми можуть ідентифікувати зони вирубки лісів, допомагаючи інформувати зусилля з відновлення лісів.

Штучний інтелект також може бути використаний для допомоги у відновленні лісів. Використовуючи алгоритми машинного навчання, штучний інтелект може аналізувати супутникові зображення та інші джерела даних, щоб визначити території, придатні для лісовідновлення. ШІ також

можна використовувати для прогнозування росту дерев, допомагаючи переконатися, що правильні дерева висаджені в правильних місцях.

Крім того, ШІ можна використовувати для моніторингу стану лісів. За допомогою алгоритмів, керованих штучним інтелектом, можна відстежувати стан лісів і визначати території, яким загрожує вирубка. Це може допомогти інформувати зусилля з відновлення лісів і забезпечити належне управління та захист лісів.

Нарешті, ШІ можна використовувати для підвищення ефективності зусиль з відновлення лісів. Використовуючи керовані ШІ алгоритми, можна автоматизувати процес посадки дерев, допомагаючи скоротити кількість часу та грошей, необхідних для відновлення лісу.

Загалом ШІ відіграє дедалі важливішу роль у зусиллях з відновлення лісів. Використовуючи технології, керовані штучним інтелектом, можна підвищити ефективність зусиль з відновлення лісів, а також допомогти захистити та зберегти біорізноманіття. ШІ допомагає зменшити вирубку лісів і забезпечити належне управління та захист лісів.

## **4.2 Алгоритм побудови та штучного збільшення набору даних зображень**

Для отримання хороших результатів від застосування архітектури ЗНМ для вирішення поставленого завдання потрібен великий обсяг даних, який, проте, далеко не завжди є в розпорядженні, оскільки створення нового маркованого набору даних є дорогим та тривалим процесом.

Щоб подолати це обмеження, на практиці нейронні мережі рідко навчаються з нуля. Натомість їх ваги ініціалізуються заздалегідь навченими вагами на великому наборі даних, наприклад, такому як масив ImageNet [20]. Цей підхід називається трансферним навчанням. Крім того, для вирішення нової проблеми найчастіше переучуються не всі ваги, а лише ваги останніх верств, наприклад повнопов'язаних. Цей процес називається тонким налаштуванням.

Алгоритм штучного збільшення (доповнення) набору даних полягає у створенні нових навчальних прикладів шляхом застосування штучних геометричних перетворень до вихідних об'єктів, наприклад, таких як обертання та відображення. Метою застосування даного алгоритму є побудова та штучне збільшення обсягу даних, що призводить до більш якісного навчання нейронної мережі та зменшення перенавчання [28].

Алгоритм штучного збільшення (доповнення) набору даних представлено таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 - Алгоритм штучного збільшення (доповнення) набору даних зображень

<b>Геометричні перетворення зображень</b>	
№ 1	Зміна насиченості каналів зображення у відтінках зеленого
№ 2	Застосування фільтра розмиття по Гаусу зі значенням розмиття 5% та шириною та висотою ядра рівним 0,5
№ 3	Усереднення пікселів зображення за допомогою нормалізованого піксельного віконного фільтра розміром 4x4
№ 4	Поворот зображення щодо його центру з кутами повороту 5°, 15°, 50°, 90°, 180°
№ 5	Обрізання зображення від країв та зменшення розмірності вдвічі (без урахування рамок кадрування) та зміна розміру центральної частини зображення до потрібних розмірів з використанням кубічної інтерполяції

Реалізація алгоритму побудови та штучного збільшення набору даних зображень здійснювалася засобами мови програмування Python з використанням бібліотек NumPy, SciPy та ін.

### **4.3 Методика формування контрольної вибірки на зображеннях надвисокого просторового дозволу**

Розроблено методику формування контрольної вибірки на триканальних кольорових зображеннях надвисокого просторового дозволу в умовах малих вибірок. Запропонована методика дозволяє автоматично виділяти потенційні кандидати об'єктів на кольорових одноканальних

зображеннях у форматі RGB (Червоний – Зелений – Синій) із використанням растрового графічного формату .jpg, .png, .tiff. Після подачі одного зображення розміром pxm на вхід, воно піддається послідовним перетворенням і на виході формується набір даних зображень, який зберігається, як новий локалізований набір даних у форматі вихідного зображення.

Методика формування тестованого набору даних включає послідовність етапів:

- перетворення кольорового триканального зображення на колірну палітру сірих відтінків, оскільки подальше перетворення зображення в бінарне з градацій сірого дозволяє найкращим чином локалізувати об'єкт, що шукається, на відміну від трицентрової шкали у вигляді наявності широкого діапазону кольорів;

- розмиття зображення в градаціях сірого з використанням високочастотного Гаусового фільтра для зменшення шуму на зображеннях з наступними параметрами функції: розмір ядра 11x11 пікселів, і стандартним відхиленням, рівним 0. За допомогою цього перетворення зображення відбувається ліквідація великих шумів на зображенні.

- створення двійкового зображення (чорно – біле) з розмитих зображень у градаціях сірого шляхом застосування порогової функції з оптимальним пороговим значенням яскравості пікселів вхідного зображення, рівним 100. На даному етапі відбувається раніше виділення потенційних об'єктів, що шукаються на зображенні, де білими плямами є світлі ділянки – що в даному випадку уявляють крони дерев, а чорний колір – фон.

- структурування контурів елементів зображення шляхом застосування двох послідовних функцій (ерозія та розширення) з декількома ітераціями для двійкових зображень з метою розрізнення контурів окремих крон дерев та мінімізації ефекту їхнього злиття в одному об'єкті. Показник ерозії в даному випадку дорівнює 16, а функція розширення виділених областей



походить зі значенням 12.

#### 4.4 Підготовка навчального набору даних та його штучне збільшення

Оптимальне конструювання набору даних для навчання моделі є найважливішим етапом при побудові класифікатора, який багато в чому визначає продуктивність моделі нейронної мережі. Для розмітки навчальних даних було підготовлено 50 вибраних вручну фрагментів зображень окремих об'єктів (патчів – зображення, на якому представлено від одного та більше об'єктів) на кожну категорію пошкодження дерев, внаслідок чого було отримано 200 фрагментів зображень. Для проведення навчання нової архітектури ЗНМ використовувалося 80% патчів, а 20% патчів, що залишилися, були використані для внутрішньої перевірки моделі (тестування).

Далі виконувалася попередня обробка набору даних, що тестується, послідовними етапами, представленими в таблиці 4.2.

Табл. 4.2 Попередня обробка даних

Крок	Опис
Крок 1	Підготовка набору зображень (патчів), отриманих з ортофотомозайки (тестова ділянка А та Б, рисунок 18) з використанням географічної інформаційної системи QGIS 7.2.2.
Крок 2	Зміна розмірів патчів до 150×200 пікселів з використанням кубічної інтерполяції.
Крок 3	Ручне присвоєння кожного патча відповідної категорії ушкодження дерева за даними, отриманими з польових досліджень територій.

Слід зазначити, що на другому кроці попередньої обробки розмір кожного зображення був трансформований до 150×200 пікселів для відповідності програмним вимогам нової архітектури ЗНМ, що розробляється. Для підвищення надійності та точності класифікації

розробленої архітектури ЗНМ, було виконано доповнення обсягу вихідної вибірки з використанням алгоритму побудови та штучного збільшення (доповнення) розміченого набору даних категорій пошкодження рослинності із 160 до 3520 патчів для навчання ЗНМ, та з 40 до 8 патчів – для тестування ЗНМ.

#### **4.5 Завдання аналізу стану сосни за знімками з БПЛА**

Для аналізу стану сосни (*Pinus*) експертом було виділено п'ять класів стану дерева при окомірній оцінці:

- Клас I, «Умовно здорове»: дерево має яскраво-зелену крону без ознак дехромації чи пожовтіння, дерево умовно здорове;
- Клас II, «Свіжезаселене»: крона зелена, але верхівкові гілки починають набувати блідого зелено-жовтого відтінку. На цьому етапі жуки під корою завершують свій розвиток або, навесні, знаходяться в підстилці, в літній період вони можуть спуститися в нижні яруси крони;
- Клас III, «З усохлою вершиною»: верхівка має виражений жовто-бурий відтінок, нижня частина крони яскраво-або блідо-зелена. У весняний та осінній період жуки або знаходяться на стадії зимівлі у підстилці, або навесні після масового літа та влітку освоюють нижній ярус гілок, або освоюють вершини сусідніх дерев. Стовбур цих дерев може освоюватися супутніми видами
- Клас IV, «Свіжий сухостій»: вся крона буро-рудого кольору верхівка дерева може нести гілки без хвої. Дерево покинуто союзним короїдом, нижня частина стовбура заселена шести зубчастим короїдом чи вусачами
- Клас V, «Старий сухостій»: крона не несе хвої або залишки неосипаної рудо-бурої хвої на нижніх гілках, союзний короїд залишив дерево в попередньому вегетаційному сезоні, в деревині можуть зберігатися личинки вусанів

На рис. 4.1 представлені фотографії крон дерев сосни різних класів з БПЛА.

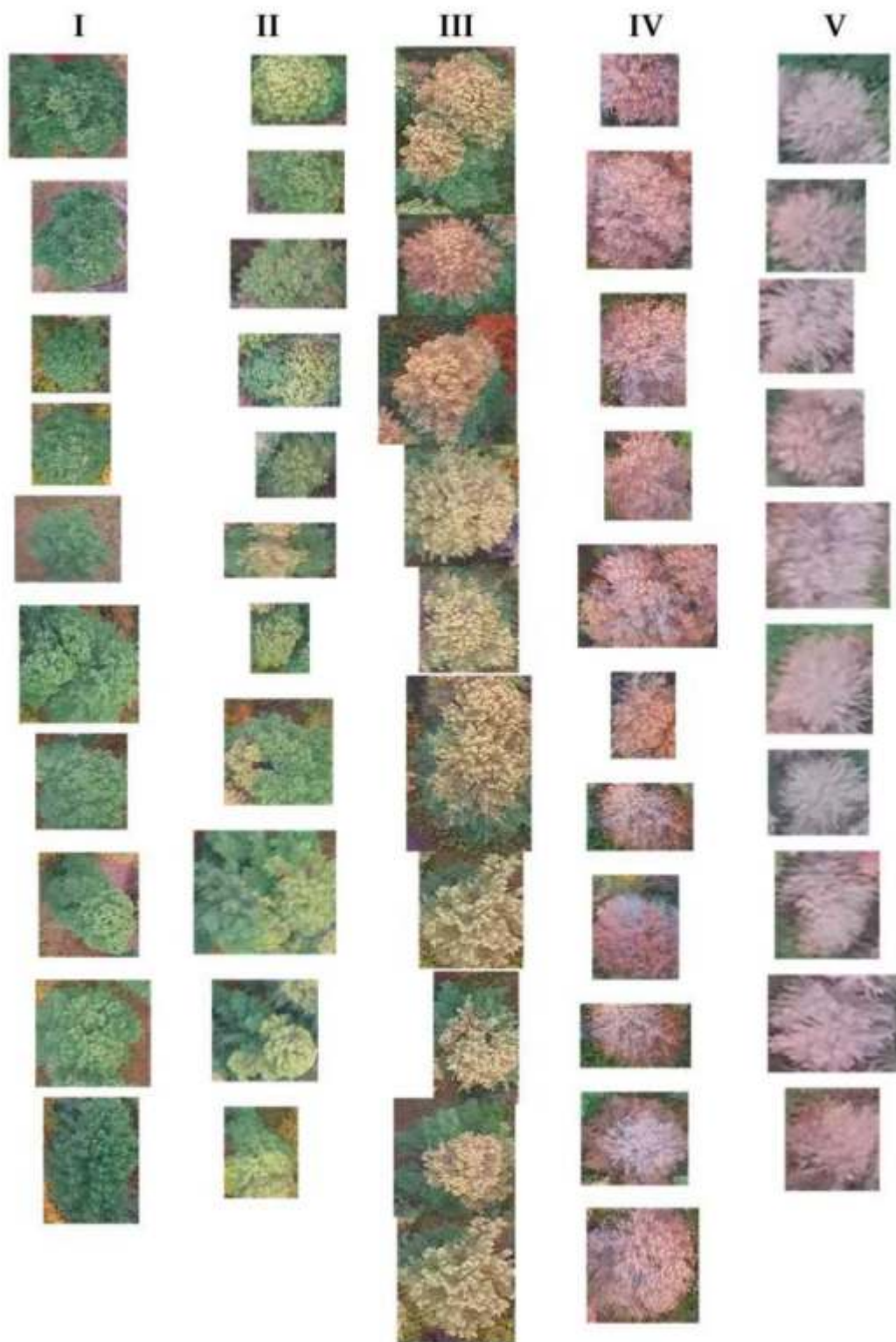


Рис. 4.1 - Класи дерев сосни, пошкоджених союзним короїдом

#### 4.6 Результати сегментації тестових ділянок

Навчені моделі машинного навчання були використані для семантичної сегментації зображення тестової ділянки ялицевого насадження (рис. 4.2). Спільний візуальний аналіз зображення тестової ділянки (рисунок 4.2а), еталонної картки сегментації (рисунок 4.2б) та результуючих вихідних карт сегментації (рисунок 4.2в–з) для різних моделей показав, що всі моделі машинного навчання, запропоновані в роботі, здатні відтворювати межі між деревами та успішно класифікувати значну частину крон дерев ялиці. При цьому важливо зауважити, що ансамблева модель, отримана з використанням градієнтного бустингу, не здатна сегментувати крони дерев класу "Відмирають".

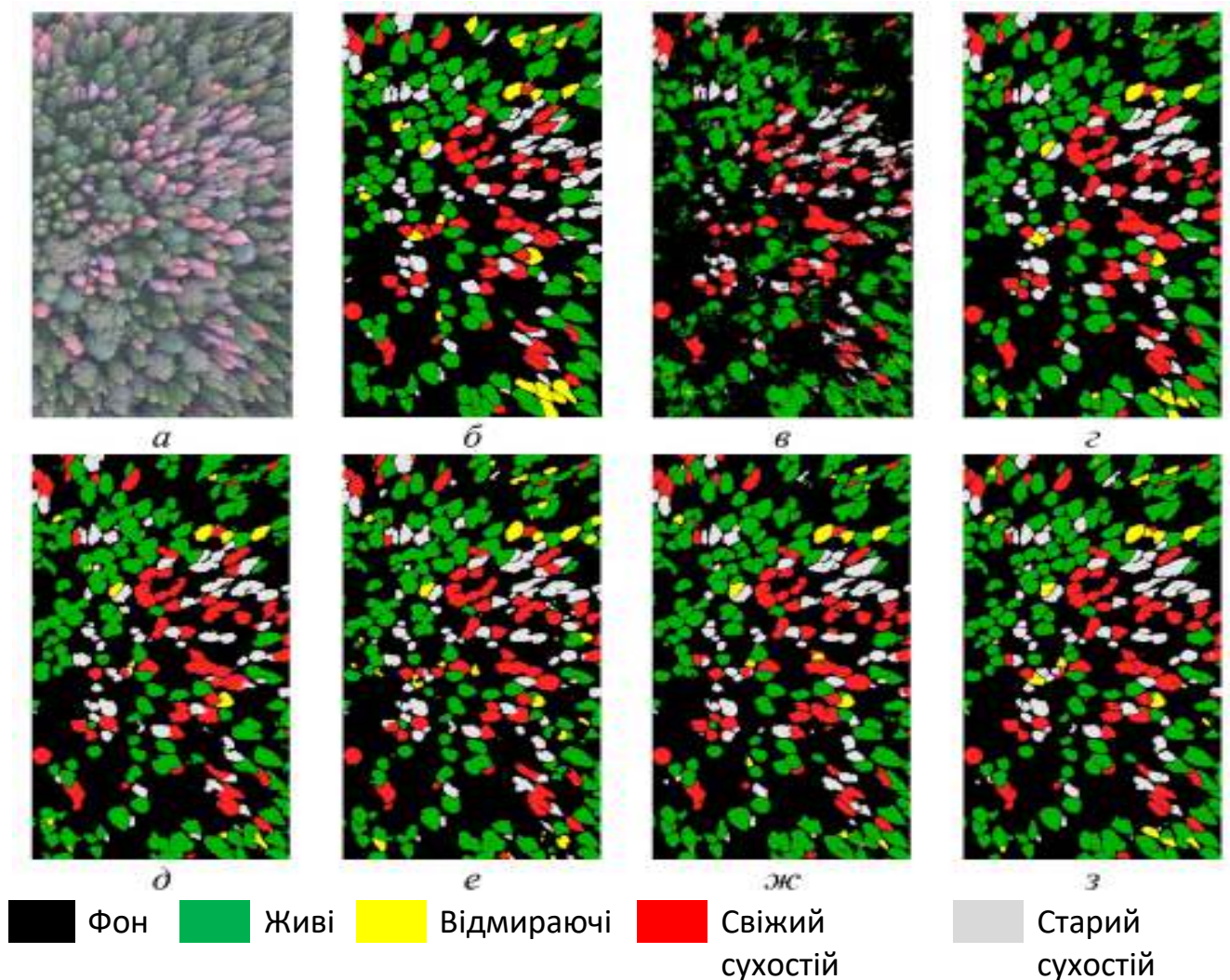


Рис. 4.2 - Результати сегментації дерев ялиці на зображенні тестової ділянки: а - тестова ділянка, б - еталонна карта сегментації, в - результат сегментації ансамблевою моделлю, навченої з використанням градієнтного бустингу, г - моделлю U-Net, д - моделлю SegNet, е - моделлю ENet, ж – моделлю MH-U-Net, з – моделлю MH-Res-U-Net

У таблиці 4.3 наведено отримані значення IoU для різних моделей та класів, а також значення mIoU для оцінки сукупної якості моделей машинного навчання при сегментації зображення тестової ділянки (стовпець test) та на валідаційній вибірці (стовпчик val).

Таблиця 4.3 – Метрики якості сегментації зображень ялицевих насаджень. Напівжирним виділено найкращі значення метрик у стовпці

Модель	IoU					mIoU	
	Фон	Живі	Відмираючі	Свіжий сухостій	Старий сухостій	val	test
Гradientний бустинг	0,76	0,53	0,05	0,62	0,50	–	0,49
U-Net	<b>0,86</b>	<b>0,76</b>	<b>0,46</b>	<b>0,76</b>	<b>0,63</b>	<b>0,65</b>	<b>0,69</b>
SegNet	0,85	0,73	0,35	0,76	0,64	0,64	0,66
ENet	0,83	0,71	0,31	<b>0,77</b>	<b>0,66</b>	0,60	0,66
MH-U-Net	<b>0,87</b>	<b>0,77</b>	0,36	0,71	0,58	<b>0,67</b>	0,66
MH-Res-U-Net	<b>0,87</b>	<b>0,77</b>	<b>0,48</b>	0,75	0,65	0,66	<b>0,71</b>

З таблиці 4.3 випливає, що найкращою виявилася запропонована в даній роботі модель повнозгорткової мережі MH-Res-U-Net, проте на валідаційних даних найкращу якість продемонструвала MH-U-Net. При цьому всі моделі показують мінімальну ефективність класифікації пікселів класу «Відмираючі». Невисокі результати цього класу пояснюються малою кількістю дерев цього класу в навчальній вибірці. Значення метрики IoU для класів «Фон», «Живі», «Свіжий сухостій» та «Старий сухостій» перевищують 0,5 для всіх моделей, що говорить про високу якість сегментації знімків дерев ялиці цих класів та фону цими моделями.

Для сегментації дерев сосни на знімках були обрані моделі U-Net, MH-U-Net і MH-Res-U-Net, які показали найкращі результати на валідаційній вибірці в задачі сегментації ялиці. На рис. 4.3 наведено результати сегментації тестової ділянки соснового насадження. Можна бачити, що ЗНМ успішно відтворюють межі між деревами та сегментує велику частку крон

дерев класів «Умовно здорове» та «Старий сухостій», однак у наявності значний обсяг помилок класифікації для класів проміжного стану дерев.

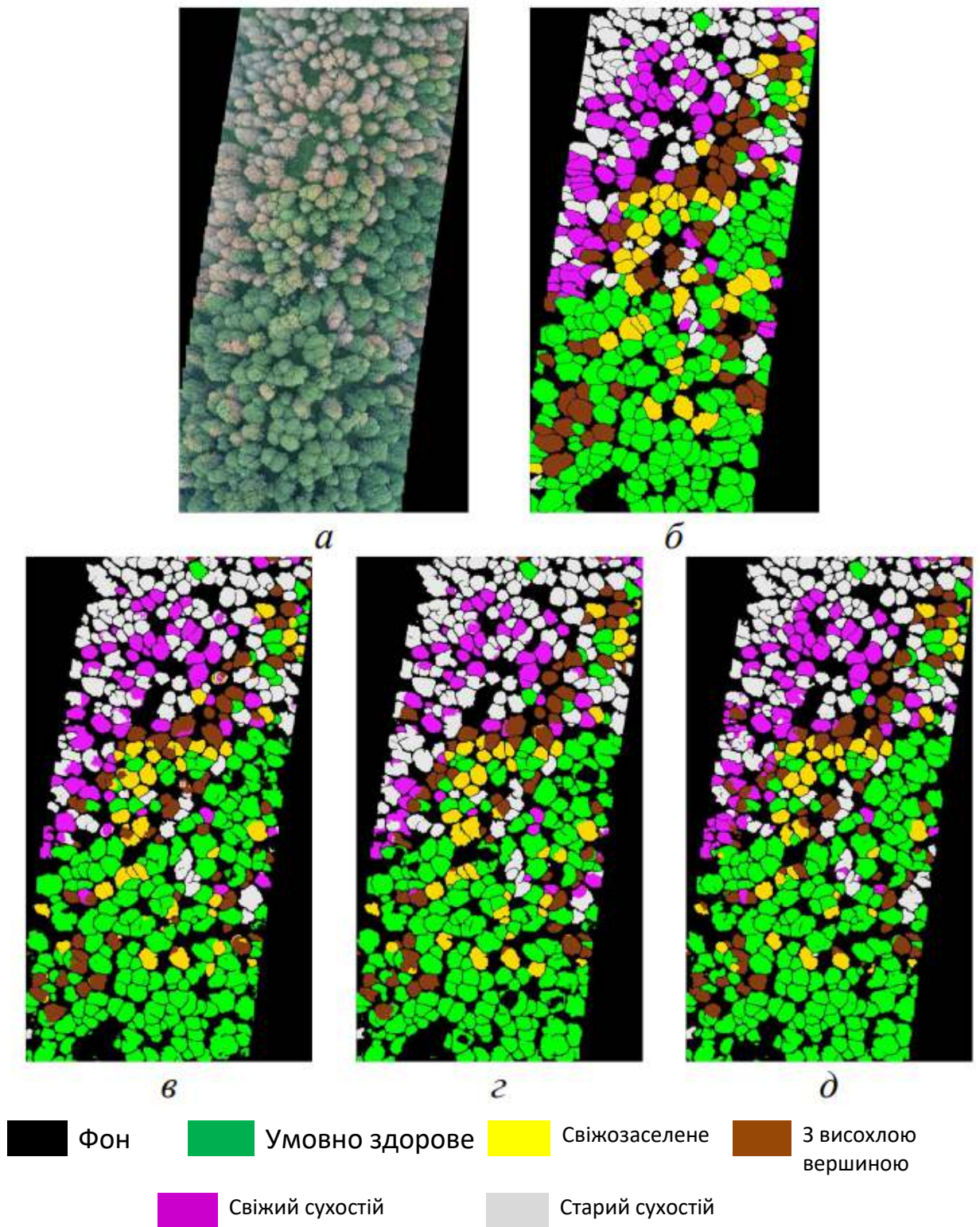


Рис. 4.3 - Результати сегментації дерев сосни на зображенні тестової ділянки: а – тестова ділянка, б – еталонна карта сегментації, в – результат сегментації моделлю U-Net, г – моделлю MH-U-Net, д – моделлю MH-Res-U- Net

У таблиці 4.4 наведено значення IoU для класу «фон» та різних класів дерев сосни, а також значення mIoU для валідаційної вибірки та всієї тестової ділянки.

Таблиця 4.4 – Метрики якості сегментації соснових зображень. Напівжирним виділено найкращі значення метрик у стовпці

Модель	IoU						mIoU	
	Фон	Умовно здорове	Свіжозаселене	З висохлою вершиною	Свіжий сухостій	Старий сухостій	val	test
U-Net	<b>0,80</b>	0,74	0,49	<b>0,53</b>	0,56	0,73	0,51	0,64
MH-U-Net	<b>0,80</b>	0,72	<b>0,54</b>	0,52	0,46	0,70	0,55	0,62
MH-Res-U-Net	<b>0,80</b>	<b>0,75</b>	0,47	0,50	<b>0,63</b>	<b>0,75</b>	<b>0,57</b>	<b>0,65</b>

Усі з наведених моделей успішно класифікують пікселі п'яти класів із шести: моделі U-Net та MH-Res-U-Net успішно сегментують усі класи, крім класу «Свіжозаселене», а модель MH-U-Net – усі класи, крім класу «Свіжий сухостій». Як було зазначено вище, основну складність для сегментації представили класи проміжного стану дерев, при цьому CNP MH-U-Net справляється із сегментацією проміжного класу «Свіжозаселене», U-Net – класу «З усохлою вершиною», а MH-Res-U-Net - класу "Свіжий сухостій". У зв'язку з описаними особливостями одним із перспективних напрямів подальших досліджень є ансамблювання моделей з метою комбінації їх найкращих якостей.

Важливо, що представлені результати для сегментації соснових зображень насаджень є проміжними. Можливо, ці результати можуть бути значно поліпшені в процесі підбору оптимальних гіперпараметрів.

## **Розділ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ**

Вказаний розділ присвячений аспектам охорони праці працівників, які забезпечують постійне та цілодобове спостереження за системою пожежної сигналізації на державному підприємстві "УкрОборонПром".

Застосування техніки призводить до проблем з охороною здоров'я та умов праці працівників, підсумовуючи такі фактори, як висока інтенсивність праці, монотонність, специфічні умови зорової роботи, обмежена рухливість, наявність електромагнітних випромінювань, електростатичних полів та можливість ураження електричним струмом. Комплексний вплив цих шкідливих факторів призводить до зниження біоенергетичного потенціалу та опірності організму. Важливо відзначити, що не у всіх випадках будуть виявлятися однакові відхилення у стані здоров'я, ймовірно, спостерігатиметься розрив у найбільш навантаженому або ослабленому органі.

З метою забезпечення належних умов праці для персоналу, який обслуговує систему пожежної сигналізації на об'єкті, передбачено реалізацію комплексу заходів з метою поліпшення умов праці.

### **5.1 Небезпечні та шкідливі виробничі фактори у робочій зоні.**

При встановленні, введенні в експлуатацію та ремонті пожежних систем, згідно з ДСТУ 31966:2018, виникають наступні небезпечні та шкідливі виробничі фактори:

#### Пошкодження конструкцій (драбини та інше виробниче обладнання):

- при прокладці кабелів, монтажі та обслуговуванні сповіщувачів та відеопідсилювачів існує ризик виконання робіт на драбині, яка може вибухнути, спричиняючи падіння та травмування персоналу.

#### Підвищена температура поверхонь обладнання та матеріалів:



- Під час виконання робіт з використанням паяльника та інших інструментів, які нагріваються, може виникнути підвищена температура поверхонь обладнання та матеріалів.

Підвищене значення напруги в електричному ланцюзі до 380 В:

- Ризик ураження електричним струмом при дотику до струмопровідних частин та ушкодженні ізоляції, що може призвести до підняття обладнання під напругою 220 В змінного струму.

Розташування робочого місця на значній висоті відносно поверхні землі:

- Більшість обладнання розташовано на висотах від 2 до 2,5 метрів, що створює ризик фізичних та нервово-психічних перевантажень для операторів систем.

Фізичні та нервово-психічні перевантаження:

- Вплив цього фактору поширюється на операторів систем при невдало розробленому графіку чергувань, оскільки системи генерують значні обсяги оперативної інформації протягом робочого часу.

В експлуатації проєктованих пожежних систем передбачається мінімізація ризику виникнення небезпечних та шкідливих виробничих факторів. Однак, найбільш ймовірною залишається небезпека ураження електричним струмом при дотику до струмопровідних частин та ушкодженні ізоляції.

## **5.2 Заходи щодо зменшення впливу шкідливих факторів на виробництві.**

Вказані небезпечні та шкідливі фактори у певній мірі впливають на здоров'я працівника. Вплив кожного з цих факторів швидко проявляється і виявляється у людині як втома, запаморочення, головний біль та загальне нездуження, що негативно впливає на продуктивність праці. Постійне перебування в таких умовах може призвести до розвитку хронічних захворювань. Інші фактори можуть негайно вразити здоров'я людини,

спричиняючи біль, травматизм, втрату свідомості, а в окремих випадках - смерть.

### **5.2.1 Заходи безпеки щодо ураження електричним струмом**

Виконання наведених нижче вимог безпеки спрямоване на виключення або максимальне зменшення ризику ураження персоналу електричним струмом та впливу на нього інших потенційно небезпечних факторів:

- Монтаж і експлуатацію систем повинні виконувати лише кваліфіковані фахівці.
- Дотримання вимог безпеки під час виконання електромонтажних робіт.
- Оптимальний робочий графік персоналу, який обслуговує систему.
- Надійне заземлення корпусу елементів системи, живлених від джерела змінного струму 220 В.
- При монтажі та експлуатації уникати дотику інструментів до струмопровідних небезпечних напруг.
- При виконанні паяльних робіт керуватися вимогами "Санітарних правил організації процесів пайки дрібних виробів, що містять свинець" № 952.

Відповідно до "Правил устроювання електроустановок", електроустановки класифікуються за напругою: до 1000 В та вище 1000 В. Заходи забезпечення електробезпеки розробляються, враховуючи клас електроустановки.

$I$  - струм короткого замикання (для електроустановок до 1000 В  $I_{кз} = 125/R_з$ , 43,1 А,  $R_з=2.9$  Ом)

$T_{сп}$  - час спрацьовування захисту ( $t_{сп}=0,1$  с)

Електроустановка приєднана до внутрішньої магістралі за допомогою мідних і алюмінієвих провідників типу: ПЕВ, ПЕВД із перетином 4-6 мм.

Прокладка заземлюючих провідників із смугової сталі виконана так, щоб була більш доступна для обслуговування, і вкрито конструкцією будинку.

Приєднання дроту, що заземлює, до частин устаткування виконано зварюванням.

### **5.2.2 Захист від статичної напруги**

Статичні електричні розряди можуть виникати при дотику до будь-якого обладнання, яке розташоване в охоронному приміщенні. Хоча такі розряди самі по собі не становлять небезпеки для людини, вони можуть призвести до неприємних відчуттів та спричинити виходження з ладу чи відмову в роботі обладнання. Для зменшення виникнення статичних електричних зарядів вирішено покривати підлогу одношаровим антистатичним лінолеумом з полівінілхлориду.

Загальні заходи для захисту від статичної електрики включають регулярне і місцеве зволоження повітря, для чого використовуються зволожувачі. Заземлення електропровідних частин обладнання використовується для усунення статичних електричних зарядів. Заземлення неметалевих об'єктів досягається нанесенням електропровідного покриття (електропровідної емалі) на їх поверхню. Цей вид заземлення комбінується з захисним заземленням електрообладнання.

### **5.2.3 Забезпечення освітлення робочого місця**

Важливим елементом в комплексі заходів з охорони праці та поліпшення умов праці є створення оптимального світлового середовища. Це означає розумну організацію природного та штучного освітлення приміщень та робочих місць. Вдень у офісах використовується природне одностороннє висвітлення, в той час як у вечірні та нічні години або при недостатній освітленості застосовується штучне загальне рівномірне освітлення.

Приміщення для роботи з дисплеями та відеотерміналами відноситься до категорії III зорової роботи (висока точність). Нормований рівень освітленості для роботи з дисплеями становить 300 лк.

Заходи щодо зниження дискомфортової блискучості та дзеркальних відображень на екранах здійснюються за допомогою світильників із комбінованим прямим і відбитим напрямком світла, яке контролюється подвійною хрестовою оптикою. Це дозволяє обмежити сліпучий вплив прямого та відбитого світла. Габаритна яскравість світильників в зоні кутів випромінювання не перевищує 200 кд/м<sup>2</sup>, а штучне освітлення використовує люмінесцентні лампи білого і темно-білого кольорів потужністю 80 Вт. Норми ДБН В.2.5-28:2018 "Природне і штучне освітлення" застосовуються до проектування освітлення різних територій і приміщень, включаючи житлові, цивільні, виробничі, адміністративні та інші об'єкти, а також зовнішнє освітлення міст, доріг, парків, інфраструктурних об'єктів та ін.

#### **5.2.4 Заземлення та електроживлення обладнання**

Система пожежної сигналізації є споживачем I-ї категорії та вимагає наявності 2-х незалежних джерел електроживлення.

Для живлення апаратури пожежної сигналізації та оповіщення застосовано такі заходи:

- Електроживлення приймально-контрольного приладу подається від вільної групи контактів існуючих розподільних щитів за допомогою проводу ВВГ 3х1,75.
- Резервне введення приймально-контрольного приладу "А16-512" та джерела резервного живлення здійснюється від акумуляторної батареї ємністю 50А \* год.
- Живлення приладу мовного оповіщення про пожежу подається від зовнішнього джерела живлення 36В.

Для захисту обслуговуючого персоналу від небезпечних напруг, які можуть виникати на корпусах електрообладнання внаслідок пошкоджень

ізоляції, передбачено занулення корпусів електроустаткування. Занулення електрообладнання виконано шляхом металевого з'єднання його корпусів з нейтраллю мережі електропостачання, застосовуючи окремі жила живильних кабелів. При цьому керується вимогами СНиП 2.05.06-85 "Електротехнічні пристрої".

При використанні акумуляторної батареї в якості резервного джерела живлення системи пожежної сигналізації необхідно забезпечити безперервну роботу системи протягом не менше 24 годин в черговому режимі та не менше 3 годин у режимі тривоги.

З метою забезпечення безперебійного живлення обладнання системи пожежної сигналізації та системи оповіщення, розрахунки виконано згідно з визначеними стандартами.

У системі важливо забезпечити альтернативне електроживлення для обладнання системи пожежної сигналізації та системи оповіщення.

Щодо розрахунків для визначення питомого опору ґрунту для вертикальних заземлювачів та магістралі використовуються наступні розрахунки:

розроблюваний блок керування відноситься до класу "електроустановки із напругою до 1000 В". Для забезпечення повного виключення або максимального захисту від можливого дотику до частин приймально-контрольного приладу, який знаходиться під напругою, застосовано низку заходів, таких як недоступність струмоведучих частин концентратора завдяки надійній ізоляції, використання захисних кожухів та розташування струмоведучих частин в місцях, недосяжних для дотику. Захист від можливої поразки при дотику до частин блоку керування концентратора, які зазвичай не перебувають під напругою, але можуть опинитися під нею у разі пробією ізоляції, забезпечується за допомогою захисного заземлення та занулення.

1. Щодо розрахунку заземлювального пристрою:

Вихідні дані для розрахунку включають опір заземлювального пристрою ( $R_{доп} = 6 \text{ Ом}$ ) та питомий опір ґрунту ( $\rho = 24 \text{ Ом}\cdot\text{м}$ ). Заземлювальний

пристрій має питомий опір  $\rho'_{\text{разр}} = \rho_{\text{Кп}'} = 28 \text{ Ом}\cdot\text{м}$  для вертикальних заземлювачів та  $\rho''_{\text{разр}} = \rho_{\text{Кп}''} = 44 \text{ Ом}\cdot\text{м}$  для магістралі.

2. Розраховуємо опір розтіканню струму для одиночного куткового заземлювача:

$$R_T = \frac{\rho_{\text{расч}}}{2\pi l} * \ln \frac{4.2l}{b} = \frac{28}{2 * 3.14 * 2.5} * \ln \frac{4.2 * 2.5}{0.05} = 8.39 \text{ Ом}$$

3. Визначаємо умовну кількість вертикальних заземлювачів за формулою:

$$n' = \frac{R_T}{R_{\text{дон}}} = 2,04$$

4. В залежності від умовної кількості заземлювачів ( $n'$ ), а також відношення та розташування вертикальних заземлювачів (наприклад, в утворенні ряду), визначаємо коефіцієнт використання заземлювачів із куткових ( $\eta_{\text{эм}}$ ). Цей коефіцієнт враховує взаємне екранування кутків:

$$\eta_{\text{эм}} = 0.81$$

4. Визначаємо дійсну уточнену кількість вертикальних заземлювачів за формулою:

$$n = \frac{n'}{\eta_{\text{эм}}} = 3$$

6. Рахуємо довжину магістралі, що з'єднують вертикальні заземлювачі, за формулою:

$$L = 1,2 \cdot a \cdot n = 16.25 \text{ м}$$

7. Розраховуємо опір розтіканню струму для магістралі, що заземлює, за формулою:

$$R_T = \frac{\rho_{\text{расч}}}{2\pi l} * \ln \frac{4.2l^2}{b * h} = \frac{44}{2 * 3.14 * 16.25} * \ln \frac{16.25^2}{0.04 * 0.8} = 3.9 \text{ Ом}$$

де  $L$  - довжина смуги, м;

$b$  - ширина смуги, м ;

$h$  - глибина закладання магістралі, м.

8. У залежності від виду розміщення вертикальних заземлювачів визначаємо коефіцієнт використання г.зм магістралі, що враховує взаємне екранізування магістралі і вертикальних заземлювачів:

$$\eta_{\text{эм}} = 0.92$$

8. Обчислюємо опір розтіканню всього заземленого пристрою , по формулі:

$$R_3 = \frac{R_M * R_T}{R_T * \eta_{\text{эм}} + R_M * \eta_{\text{эм}}} = 2.98 \text{ Ом}$$

10. Розрахунок перетину провідника, що заземлює.

Перетин провідника, що заземлює, розраховуємо за формулою:

$$S = I_{\text{кз}} \frac{t_{\text{сп}}}{272} \geq 0,058 \text{ мм}^2$$

де  $S$  – перетин заземлюючого провідника,  $\text{мм}^2$

### 5.3 Пожежна безпека

У сучасній радіоелектронній апаратурі спостерігається висока щільність розміщення елементів електронних схем, де з'єднувальні дроти та комутаційні кабелі розташовані дуже близько один до одного. Під час протікання струму через них виникає значна кількість теплоти, що може призвести до підвищення температури окремих вузлів до 80-1000 °С і, в кінцевому підсумку, до короткого замикання та згоряння з утворенням іскор в електронних схемах.

Для запобігання поширенню вогню від одного боку будівлі до іншого передбачено протипожежні перешкоди, такі як перекриття та двері. Особлива

увага приділяється безпечній евакуації людей у разі пожежі. Аварійна пожежна система служить для оповіщення про пожежу за наявності диму або великого виділення теплоти, використовуючи звукові та світлові сигнали. Евакуаційні шляхи в будівлі забезпечують безпечний вихід всіх присутніх через евакуаційні виходи. Ступінь вогнестійкості будівлі визначається межами вогнестійкості та класами пожежної небезпеки будівельних конструкцій, а об'єкт має III ступінь вогнестійкості.

Ширина евакуаційних шляхів становить не менше 1 м, а дверей - не менше 0,9 м. Висота проходу на евакуаційних шляхах - не менше 2 м. Двері на евакуаційних шляхах відкриваються у напрямку виходу з будівлі, а висота дверей на проходах евакуації складає не менше 2 м. Ширина маршу сходів не менше ширини евакуаційного виходу у сходову клітку, а ширина сходових майданчиків - не менше ширини маршу.

Між маршами сходів передбачено зазор шириною не менше 50 мм. У світлових отворах сходових клітин передбачені фрамуги площею не менше 1,2 м<sup>2</sup> на кожному поверсі. Будівля обладнана оповіщенням про пожежу типу СОЗ.

Вогнегасник - це технічний пристрій, призначений для припинення горіння шляхом подавання вогнегасної речовини, яка міститься в ньому, під дією надмірного тиску. За вагою і конструктивним виконанням він придатний для перенесення і застосування однією людиною.

Вогнегасники поділяють за способом спрацьовування на:

- Автоматичні - вони стаціонарно монтуються в місцях можливого виникнення вогню.
- Ручні (приводяться в дію людиною) - розташовані на спеціально оформлених місцях.
- Комбінованої дії - вони мають переваги обох вищеописаних типів.

В залежності від закачаної вогнегасної речовини вогнегасники поділяються на п'ять видів:

- Вуглекислотні.



- Повітряно-пінні.
- Порошкові.
- Водні.
- Аерозольні.

#### **5.4 Інструкція дій та техніка безпеки у разі повітряної тривоги, пожежі та вибухової небезпеки**

Інструкція складена відповідно до вимог "Пожежна безпека технологічних процесів", "Пожежна техніка для захисту об'єктів" та "Пожежна безпека" згідно із стандартом ДСТУ 2272:2006.

Для виконання робіт залучаються фахівці інженерно-технічного складу, які ознайомлені із принципами роботи концентратора, мають інструкцію з технічної експлуатації, а також пройшли залік з техніки безпеки та пожежної безпеки.

Під час повітряної тривоги на державному підприємстві слід дотримуватися певного алгоритму дій для забезпечення безпеки та ефективного ведення персоналу в умовах екстрених ситуацій. Нижче наведено загальний алгоритм, який можна використовувати в подібних ситуаціях:

##### Отримання сигналу тривоги:

- Під час отримання сигналу про повітряну тривогу слід негайно спиняти всі роботи та обладнання.
- Перевірити оточуюче середовище на ознаки небезпеки та джерела можливого загрозливого впливу.

##### Ввімкнення аварійного освітлення:

- Вмикаються системи аварійного освітлення для забезпечення видимості в умовах обмеженого освітлення.

##### Відповідь персоналу:

- Персонал повинен негайно припинити свою діяльність та рухатися в напрямку визначених безпечних зон або укриттів.

##### Комунікація та інформування:

- Сповістити усіх працівників про ситуацію та надати чіткі інструкції щодо дій.

#### Приховання:

- Працівники повинні вжити заходів для приховання від можливих небезпек.

#### Використання засобів захисту:

- Вдягти засоби індивідуального захисту (респіратори, газозахисні костюми тощо), якщо це вказано в інструкціях безпеки.

#### Евакуація:

- Якщо це необхідно, розпочати процедуру евакуації до безпечних зон або укриттів.

#### Слідкування за інформацією:

- Слідкувати за інформацією від відповідальних служб та додержуватися їхніх рекомендацій.

#### Проведення рятувальних робіт:

- Діяти відповідно до інструкцій та співпрацювати з рятувальними службами, якщо це необхідно.

#### Відновлення робочої діяльності:

- Після зняття повітряної тривоги виконати процедури відновлення роботи з урахуванням інструкцій безпеки.

Важливо наголосити, що персонал повинен бути добре підготовлений та інформований стосовно процедур та правил безпеки, щоб ефективно та безпечно діяти в екстрених ситуаціях.

### **5.4.1 Безпекові вимоги перед початком роботи**

- Ретельно переглянути робоче місце та видалити всі предмети, які можуть заважати проведенню робіт.
- Оглянути обладнання, переконатися у його відсутності зовнішніх пошкоджень та надійності заземлення, візуально перевірити його справність. Заземлення обладнання повинно здійснюватися залежно від ступеня небезпеки приміщення, де проводяться роботи.
- Заборонено увімкнювати концентратор, якщо він знаходиться в несправному стані.
- У разі виявлення несправностей повідомити старшого інженера та розпочати роботу лише після їхнього усунення.

### **5.4.2 Безпекові вимоги під час роботи**

- Запустіть систему відповідно до інструкції з експлуатації.
- У випадку відсутності підтвердження включення або сигналу про несправність, повідомте старшому інженеру про проблему і почніть виправлення після вимкнення системи.
- Якщо в системі з'явиться тріскотнява напруга або дим, характерний для високовольтного пробою, негайно вимкніть живлення.
- При встановленні переносних приладів і вимірах обов'язково вимикайте дотику до струмоведучих частин з небезпечною напругою.
- Заборонено видаляти захисні елементи конструкції, що закривають доступ до струмоведучих частин.
- Заборонено приєднувати і від'єднувати модулі та з'єднувачі, які перебувають під напругою.
- Під час проведення регламентних робіт уважно перевірте працездатність всіх підсистем у всіх можливих режимах.
- У випадку виникнення пожежі в блоку керування концентратором в першу чергу вимкніть його з електричної мережі.

- Якщо виникає пожежа, викличте пожежну охорону, повідомте змінному інженеру і розпочніть гасіння лише після відключення всіх систем.

### **5.4.3 Безпекові вимоги після закінчення робіт**

- Перевірте функціональність системи, яка працює в автоматичному режимі.
- При зміні чергового складу, повідомте новий склад про всі попередні проблеми і несправності у роботі системи, а також занесіть їх у журнал.
- Приберіть робоче місце після проведення регламентних робіт.
- Вимоги під час аварійних ситуацій

У випадку пожежі викличте ДСНС, повідомте старшому інженеру і розпочніть гасіння лише після відключення всіх систем.

У випадку руйнації у зв'язку з агресією росії проти України, всім вийти через евакуаційний вихід та викликати ДСНС та поліцію.

## **5.5 Інструкція охорони праці для оператора УкрОборонПром**

### **5.5.1. Загальні поняття**

5.5.1.1. Інструкція щодо дії поширюється на всі підрозділи підприємства.

5.5.1.2. За невиконання цих інструкцій працівник притягується до дисциплінарної, фінансової, адміністративної та кримінальної відповідальності.

5.5.1.3. Виконання робіт в існуючій електроустановці дозволено особі віком старше 18 років, яка має пропуск: попередній медичний огляд та визнана здатність виконувати електромонтажні роботи в існуючих електричних системах та на висоті; навчання в навчальних закладах для виконання робіт з підвищеним ризиком (у професійно-технічних навчальних закладах, навчальному центрі, навчальних центрах та перепідготовці робочої сили, організацій) затвердженої програми; навчання та експертиза з електробезпеки; спеціальна підготовка та сертифікація з пожежної безпеки;

вступне навчання в службі охорони праці; первинний інструктаж на робочому місці.

5.5.1.4. Працівники повинні бути проінструктовані щодо правил на робочому місці, щодо пересування через об'єкт, місця відпочинку під час процесу та обідньої перерви, замовлення закінчено.

5.5.1.5. Перед початком роботи в інтегрованій бригаді першочергово отримують інструкції щодо безпечного виконання робіт за основними та суміжними професіями та ознайомлення з правилами надання першої медичної допомоги.

5.5.1.6. Перед початком роботи усі працівники проінформовані та ознайомлені з правилами поведінки під час повітряної тривоги та планом евакуації.

5.5.2.1. Вимоги безпеки перед початком роботи

5.5.2.2. Отримати необхідні для виконання робіт засоби індивідуального захисту, інструкції, інструменти, прилади, перевірити їх комплектність та справність.

5.5.2.3. Переконайтеся, що є огороження небезпечних зон, в які можуть потрапити люди, а також знаки безпеки та відповідні ярлики. Стрілецький щиток для встановлення обладнання з умовою встановлення його на місці відразу після підйомних робіт або між ними, повинен здійснюватися лише з дозволу керівника робіт. Біля відкритих дверних отворів для введення в чергування.

5.5.2.4. Для підготовки робочого місця, вилучення зайвих матеріалів та матеріалів, безкоштовних пропусків, виведення несанкціонованих осіб із небезпечної зони.

5.5.3. Вимоги безпеки під час роботи

5.5.3.1. Повинен дотримуватися вказівок працівників служби охорони праці діючого підприємства.

5.5.3.2. Протягом усього робочого часу підтримувати порядок та чистоту на робочому місці.

- 5.5.3.3. Виконувати санітарні норми та дотримуватись режимів роботи та решти, регламентованих перерв у роботі.
- 5.5.3.4. Не блокуйте обладнання сторонніми предметами.
- 5.5.3.5. Не вішайте одяг на вимикачі або розетки.
- 5.5.3.6. Не застосовувати відкритий вогонь.
- 5.5.3.7. Не сушити одяг та взуття на опалювальних приладах.
- 5.5.3.8. Куріть тільки у відведених місцях.
- 5.5.3.9. Під час провітряної тривоги суворо перебувати тільки у укритті.
- 5.5.4. Вимоги безпеки після закінчення роботи.
  - 5.5.4.1. Привести в порядок робоче місце.
  - 5.5.4.2. Плакати, наземні огорожі залишають на місці.
  - 5.5.4.3. Повідомте керівнику про всі недоліки, що мали місце під час виконання роботи.
  - 5.5.4.4. Зніміть одяг, засоби індивідуального захисту, видаліть пил, покладіть у належний простір, по можливості вимийте руки та обличчя з милом, прийміть душ.
- 5.5.5. Вимоги безпеки в надзвичайних ситуаціях.
  - 5.5.5.1. У разі надзвичайної ситуації (раптова поява напруги, обрив заземлювального проводу тощо) вжити всіх можливих заходів щодо запобігання загрозам життю та здоров'ю інших людей.
  - 5.5.5.2. Обгороджувати небезпечну зону, виходьте з неї та уникайте вторгнення сторонніх осіб.
  - 5.5.5.3. Повідомте про надзвичайну ситуацію або аварію керівнику.
  - 5.5.5.4. Якщо були постраждалі, надайте їм першу допомогу, при необхідності викликайте швидку допомогу.
- 5.5.6 Перша допомога після нещасного випадку.
  - 5.5.6.1. Перша допомога після ураження електричним струмом. При ураженні електричним струмом негайно звільніть потерпілого від дії електричного струму, вимкнувши електричну установку електроживлення, а якщо ви не можете вимкнути - витягніть її з струмоведучих частин одягу або за

допомогою імпровізованої ізоляції. При відсутності у потерпілого дихання та пульсу робити йому штучне дихання непрямий (непрямий), масаж серця, звертаючи увагу на зіниці. Розширені зіниці свідчать про різке погіршення мозкового кровообігу. У такому стані відновлення починати негайно, потім викликати швидку допомогу.

5.5.6.2. Перша допомога після поранення. Після поранення необхідно розкрити індивідуальну упаковку, накласти стерильну пов'язку, яка накладається в неї на рану і перев'язати бинтом. Якщо окремої упаковки якимось не було, для перев'язування використовуйте чисту хустку, чисту лляну тканину тощо. На ганчірку, яку накладають безпосередньо на рану, бажано капнути кілька крапель настоянки йоду, щоб отримати пляму більше, ніж рану, потім прикладіть тканину до рани. Особливо важливо застосовувати йодну настоянку таким чином при забруднених ранах.

5.5.6.3. Перша допомога після переломів, розтягнень та ударів Переломи та вивихи кінцівок необхідні для зміцнення пошкодженої шини кінцівки, фанерної пластини, палиці, картону або інших подібних предметів. Поранену руку також можна повісити, використовуючи пов'язку або носову хустку до своєї перо

5.5.6.4. Перша допомога під час поранення уламками від ракети/бпла, забезпечити безпеку, використовувати особистий захист як перчатки та окуляри, терміново викликати службу екстренної допомоги та повідомити про травми від уламків ракет/бпла, оцінити стан потерпілого, за можливості зупинити кровотечу, при пораненні очей неможна доставати з ока нічого, тільки натягнути пов'язку на поранене око, зачекайте приїзду медичної служби.

## **Розділ 6.**

# **ЗАХИСТ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА**

Зміна клімату є однією з основних складних світових проблем, яка вимагає вирішення ряду екологічних питань на рівні міжнародних домовленостей щодо питання стабільного землекористування та вживання цілеспрямованих заходів на скорочення викидів парникових газів, що спричиняють підвищення глобальної температури в світі. Стрімке спалювання викопних видів палива, як найбільшого джерела викидів вуглекислого газу, робило і до сьогодні продовжує робити значний внесок в процеси глобального потепління, а тому спонукало країни на пошук альтернативних джерел енергії та зведення до мінімуму свою енергетичну залежність від провідних нафто-газових гігантів.

При цьому в ефективному використанні земельних ресурсів для розвитку зеленої енергетики, наприклад сонячної, важливу роль відіграє розроблення методології на основі даних дистанційного зондування Землі та сучасних технологій, які дають можливість віддалено (дистанційно) обирати ділянки для оптимального розташування електро та теплостанцій майбутнім інвесторам.

Початковим етапом в боротьбі з парниковим ефектом стало підписання країнами-членами ООН в 1992 році першого глобального екологічного документу - Рамкової конвенції ООН зі змін клімату, яка полягає в скороченні кількості парникових газів до рівня, безпечного для клімату. Згодом в 1997 році в додаток до неї з'явився Кіотський Протокол, який зобов'язав розвинені країни і країни з перехідною економікою скоротити або стабілізувати викиди парникових газів у порівнянні з 1990 роком за допомогою введення системи квот, що спонукало країн-підписантів скорочувати використання традиційних



енергоресурсів на користь «зеленим» технологіям виробництва енергії з відновлювальних джерел (ВДЕ).

Справжній прорив у цій галузі був зроблений тільки на початку ХХІ століття, що дозволило відновлювальним джерелам енергії замінити основний енергоносіє, а саме, викопне паливо (вугілля, нафту та природний газ). В різних країнах світу виробництво електроенергії з відновлювальних джерел неупинно зростає. Згідно з даними Управління енергетичної інформації США (EIA), у 2021 році 20% електроенергії в цій країні було вироблено з використанням ВДЕ [29]. В європейських країнах виробництво сонячної електроенергії у 2020 р., порівняно з 2019 роком, збільшилося на 60%. Завдяки застосуванню вітряних електростанцій Великобританія має 67-денний період без використання вугілля. До 2025 року ця країна планує відмовитися від викопного палива, а до 2030 року – заборонити виробництво нових автомобілів з бензиновим та дизельним двигуном [30]. Зелена енергетика здатна вирішити проблеми глобальної зміни клімату та знизити негативний вплив людини на природу. Економічні вигоди включають створення нових робочих місць при будівництві об'єктів зеленої енергетики та їх обслуговуванні.

Відновлювана енергетика в Україні відносно молода галузь, яка почала розвиватися з 2009 року з введенням «зеленого» тарифу як стимулюючого інструменту, але з початком війни розвиток зеленої енергетики набув більшої цінності та став однією з основ відбудови нашої держави в післявоєнний період та основним чинником її енергетичної незалежності, т.я. Україна є державою залежною від імпортованих енергоносієв, а ресурсів, які видобуваються та видобувались до повномасштабного вторгнення на територію нашої країни, недостатньо для повного задоволення попиту на них. Тому актуальність розвитку зеленої енергетики є особливо важливим в умовах, що склалися.

В результаті аналізу дій, проведених засобами дистанційного зондування Землі, по використанню земельних ресурсів України в альтернативній

енергетиці [31] встановлено, що на території України є біля 10% земель, які можуть бути потенційно придатними для розташування на них об'єктів зеленої енергетики, наприклад, наземних сонячних фотоелектричних електростанцій. Також, встановлено, що в Україні сприятливі кліматичні умови для розвитку саме сонячної енергетики - річна сума глобальної сонячної радіації у країні (1 070 - 1 750 кВт год на один кв. метр і вище) більша, ніж у Німеччині – світового лідера у галузі сонячної енергетики.

Застосування сучасних ІТ-технологій та програмного забезпечення, даних дистанційного зондування Землі та джерел даних, які є у вільному доступі, дозволяє всім зацікавленим підприємцям або органам виконавчої влади використовувати данні ДЗЗ в створенні власних карт-схем придатності земель для встановлення зелених енергостанцій.

Ці новітні ІТ-рішення також дозволяють автоматизувати процеси, зменшити кількість помилок, підвищити ефективність. Технологічні рішення також захищають дані від кіберзагроз. Енергетичний сектор генерує величезні обсяги даних, які необхідно збирати, обробляти та аналізувати, а ІТ-інструменти – датчики, системи, аналітика великих даних – допомагають збирати та аналізувати дані в реальному часі й ухвалювати найкращі рішення, оптимізувати діяльність та зменшувати витрати.

Сучасні ІТ-продукти використовуються і в енергетичному менеджменті, дозволяючи бізнесу відстежувати та контролювати використання енергії. В Україні ІТ-галузь має стрімко розвиватись та бути драйвером економічного розвитку країни. Комп'ютерні послуги – це єдина експортна стаття, що продовжила зростати попри велику війну. За результатами 2022 року, ІТ-експорт виріс на 16% порівняно з аналогічним періодом 2021 року, а виторг сягнув 4,9 млрд дол.

Методики дистанційного зондування Землі широко застосовуються в загальному комплексному алгоритмі оцінювання придатності земель для оптимального місця розташування станцій зеленої енергетики, технології вироблення енергії яких мінімізує забруднення навколишнього середовища, у

тому числі, викиди парникових газів в атмосферу. Зелена енергетика використовує невичерпні та відновлювані джерела, до яких можна віднести енергію вітру, сонячну енергію та гідроелектроенергію [36]. Найпоширеніші види зеленої енергетики наведені в таблиці 6.1.

Види	Значення
Гідроенергетика	Найпоширеніший вид зеленої енергетики, на долю якого припадає 54% від усіх генеруючих потужностей у світі. Гідроенергія виробляється з використанням великих площ води, рух та тиск якої приводить у дію підводні турбіни та генератори, що потім виробляють енергію.
Вітроенергетика	Вітроенергетика займає друге місце за масштабами виробництва. Технологічні досягнення та застосування нових композитних матеріалів сприяють збільшенню термінів служби та зниженню вартості вітряних турбін. Принцип вироблення вітряної енергії полягає в перетворенні кінетичної енергії руху повітря в електричну за допомогою вітряних турбін.
Сонячна енергетика	Сонячна енергетика – третя за обсягом виробництва на основі відновлювальних джерел енергії у світі в 2021 році. Сонячна енергія (теплова або електрична) отримується від електромагнітного випромінювання сонця. Найбільша сонячна електростанція знаходиться в Об'єднаних Арабських Еміратах. Вона налічує 3,2 млн сонячних панелей, які здатні забезпечити електроенергією місто з населенням 90 тис чоловік
Біоенергетика	Біоенергетика – четвертий за величиною вид зеленої енергетики. Для виробництва електроенергії та тепла використовуються традиційні джерела біомаси (продукти сільського господарства та побутові відходи). Технологія полягає у принципі компостування на промисловому рівні. Лідерами у виробництві біоенергії є Китай, Великобританія та Індія.

Геотермальна енергетика	Енергія (теплова та електрична) отримується з гарячих джерел, термальних підземних вод. Найбільшими виробниками геотермальної електроенергії у світі є Ісландія, Індонезія, Італія, Мексика, Філіппіни та США. Лідером по виробленню електроенергії з геотермальних джерел є США. Зафіксована потужність – 3679 МВт, з них 900 МВт виробляється у Великих Гейзерах
-------------------------	--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Таблиця 6.1 Найпоширеніші види зеленої енергетики

Переваги переходу енергетики в бік чистих та безпечних відновлюваних джерел:

- 1) збереження викопного палива. Дозволяє продовжити або зберегти термін використання невідновлюваних викопних видів палива (вугілля, нафти, природного газу).
- 2) уповільнення зміни клімату. Використання ВДЕ створює набагато менший викид вуглекислого газу (CO<sub>2</sub>) ніж традиційні види палива, завдяки чого уповільнюються зміни клімату, зменшується кількість пов'язаних із цим несприятливих природних явищ.
- 3) збільшення тривалості життя населення. Завдяки скороченню викидів забруднюючих речовин в атмосферу, можна зберегти до 7 млн життів щорічно.
- 4) відкриття нових підприємств відновлюваної енергетики та створення робочих місць. Сектор відновлюваної енергетики створює новий ринок праці, який до 2030 року може забезпечити роботою понад 24,4 млн людей.

Відмова від викопного палива диктує нові вимоги для розвитку зеленої енергетики у світі. Головною ціллю Європейського Союзу є досягнення частки ВДЕ 40% у загальному енергоспоживанні до 2030 року [32]. Станом на 2022р. у Франції та Німеччині ця частка становить 16%, а у Великій Британії – не перевищує 10%. Найвищі показники переходу на ВДЕ мають скандинавські держави – Швеція (55%), Фінляндія (41%) та Данія (36%) [33]. Таким чином, традиційні джерела енергії й надалі відіграють важливу роль у більшості країн Європи. Разом з тим, уряди багатьох європейських країн

розуміють, що забезпечити енергетичний суверенітет, задовольнити споживчий попит і запобігти кліматичному колапсу може активний розвиток відновлюваних джерел енергії. Не виключенням є Україна, для якої енергетична незалежність є особливо актуальною. До війни Україна мала достатньо можливостей для того, щоб замістити значну частину енергетичних ресурсів відновлювальною генерацією. В 2019 році наша держава увійшла в ТОП-10 країн за темпами розвитку зеленої енергетики, а в 2020 році – в першу п'ятірку країн Європи за темпами розвитку сонячної енергетики. Про значні темпи розвитку відновлювальної енергетики в Україні свідчать дані Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сфері енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП). Згідно з її даними, на кінець грудня 2021 року встановлена потужність сектору ВДЕ зросла до 9 655,9 МВт, що на 1 169 МВт більше, ніж у 2020 році (рис. 6.1)

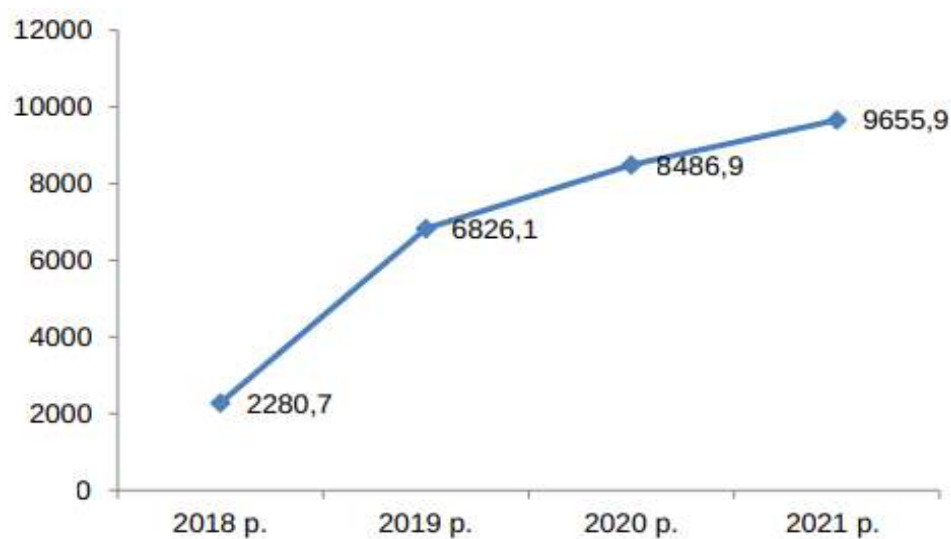


Рис.6.1 - Встановлена потужність об'єктів ВДЕ, що працюють за «зеленим» тарифом, 2018-2021р.р., МВт [34]

В 2021 році найактивніший розвиток в Україні продемонстрував сегмент домашніх сонячних електростанцій. Згідно з даними НКРЕКП, порівняно з 2020 роком їх потужність збільшилася на 426,1 МВт. Потужність промислових сонячних електростанцій зросла на 305,5 МВт. В 2021 році позитивну динаміку росту продемонстрував вітроенергетичний сектор,

встановлена потужність якого склала 1672,9 МВт. Значні перспективи розвитку мала біоенергетика. В 2021 році було запущено 21 МВт біогазових установок та 43,1 МВт станцій на біомасі. У цьому ж році почали працювати нові потужності малої гідроенергетики, частка яких склала 14,6 МВт [34]. Електростанції, які працюють на енергії сонця та вітру, розташовані переважно на півдні та південному сході України, що зумовлено природними особливостями цих регіонів. За загальною встановленою потужністю об'єктів ВДЕ лідируючі позиції в 2021 році зайняли Дніпропетровська, Херсонська та Запорізька області (рис. 2). Частка електроенергії, отриманої з ВДЕ в 2021 році, склала 8,1%. Загалом в 2021 році електростанції, які працюють за «зеленим» тарифом, виробили 12804 млн кВт год електроенергії. В порівнянні з 2020 роком цей показник збільшився на 1 941,9 млн кВт год [34]. Наведені показники свідчать про те, що до початку війни в Україні сектор зеленої енергетики активно розвивався, нарощував потужності та приваблював інвесторів. Однак з початком повномасштабного вторгнення сектор ВДЕ зіткнувся з серйозними проблемами, які поставили під загрозу його існування.

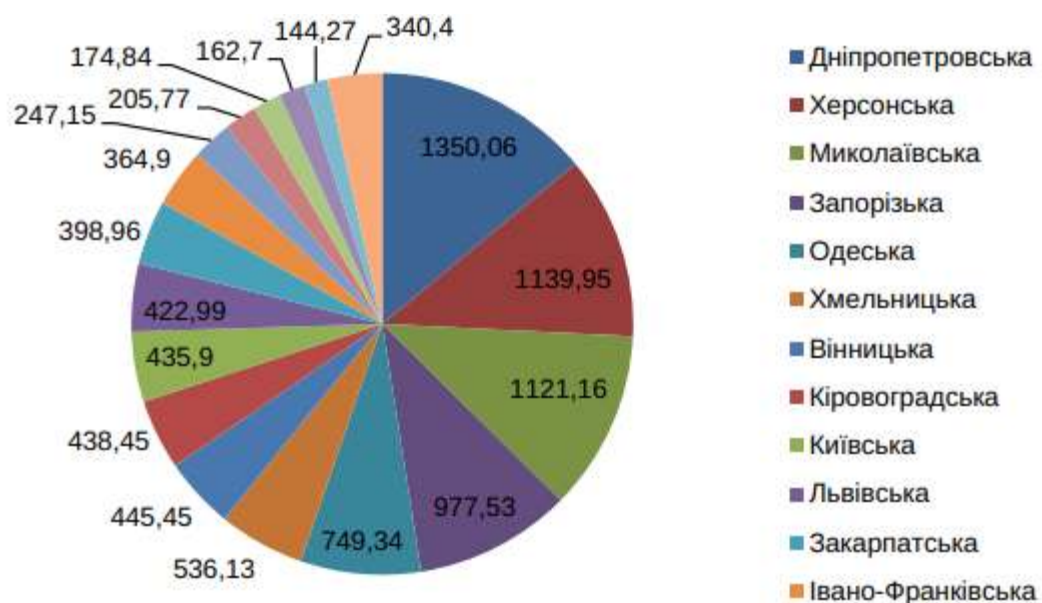


Рис.6.2 - Встановлена потужність об'єктів ВДЕ за областями в 2021 р., МВт [34]

Так, згідно з даними Української вітроенергетичної асоціації, на даний момент три чверті вітроенергетичних потужностей зупинено із-за наслідків повномасштабного вторгнення. Неушкодженими залишаються тільки об'єкти малої гідроенергетики, які знаходяться в західних регіонах України. В зв'язку з пошкодженням, знищенням та призупиненням роботи електроустаткування задля його збереження, генерація енергії сонячними та вітроелектростанціями скоротилася вдвічі порівняно з довоєнним рівнем.

На зеленій енергетиці також негативно позначилася фінансова криза в українському енергетичному секторі [35].

Для розв'язання зазначених проблем та забезпечення стабільної роботи сектору зеленої енергетики в Україні необхідно здійснити наступні заходи:

- відбудова пошкоджених та знищених об'єктів відновлюваної енергетики, проведення заходів з їх модернізації. Такі об'єкти повинні отримати доступ до Фонду відновлення енергетичної інфраструктури, створеного Європейським енергетичним співтовариством;
- виплата заборгованості виробникам електроенергії з відновлюваних джерел енергії;
- підтримка вітчизняного виробництва обладнання для вітроелектростанцій та комплектуючих до інших об'єктів зеленої енергетики;
- продовження терміну будівництва та введення в експлуатацію об'єктів ВДЕ на законодавчому рівні.
- надання можливості виробникам з ВДЕ продавати електроенергію за кордон, створивши для цього прозорий механізм;
- розробка та затвердження єдиного стратегічного документу, в якому чітко визначатимуться напрями розвитку сектору відновлюваної енергетики в Україні[37].

## **Висновки з розділу.**

Враховуючи вищезазначене, можна зробити висновок, що зелена енергетика заснована на використанні невичерпних або відновлюваних джерел енергії, у своєму розвитку має ефективно використовувати методи дистанційного зондування Землі з метою визначення оптимальних місць розташування відповідних об'єктів, чи то ВЕУ або сонячних електростанцій тощо.

Виробництво «зеленої енергії» у сукупності з використанням технологій дистанційного зондування завдає набагато меншої шкоди навколишньому середовищу, сприяє збереженню викопного палива, збільшенню тривалості життя населення, створенню нових робочих місць.

Ключовою перевагою використання відновлюваних джерел енергії є зведення до мінімуму залежності від імпорту викопних видів палива, що стало особливо актуальним в наш час.

Важливо підкреслити інші актуальні напрямки використання технологій дистанційного зондування, що набули особливої важливості у умовах широкомасштабного вторгнення РФ в Україну. Матеріали дистанційного зондування Землі широко використовуються для оцінки накопичених екологічних збитків територій країни внаслідок російського вторгнення. Сучасні технології ДЗЗ дають можливість ефективно відстежувати та оцінювати негативний вплив на довкілля, наслідки руйнації господарської діяльності у видобувній, гірничодобувній, збагачувальній, обробній та інших галузях промисловості, дозволяють визначати кількісні та якісні показники забруднень та розміщення бойових (ракетних) відходів, здійснювати оцінку нафтового забруднення, шляхів стоку забруднених вод, згарищ та вирубок, підтоплення доріг, заболочувань, викликаних ракетними ударами та масштабними бойовими діями.



## ВИСНОВКИ

1. Розроблено інтелектуальну систему класифікування об'єктів на аеро- та космічних зображеннях.
2. Для побудови системи було використано нейронну мережу Xception, що дало можливість підвищити якість обробки зображень.
3. Запропонований підхід було використано для аналізу зображень отриманих з БПЛА при визначенні пошкоджених короїдом хвойних дерев, що є актуальним для підвищення ефективності захисту лісових масивів України.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Слободяник, М.П. Використання методів ДЗЗ та ГІС-технологій для моніторингу лісових ресурсів. Вісник геодезії та картографії, 2014 р., 27–31 с.
2. Державне космічне агентство України. Дистанційне зондування Землі. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <http://www.space.com.ua/nsau/catalogNEW.nsf/mainU>.
3. Білоус В.В., Боднар С.П., Курач Т.М., Молочко А.М., Патиченко Г.О., Підлісецька І.О. Дистанційне зондування з основами фотограмметрії: навчальний посібник К.: Видавничополіграфічний центр «Київський університет», 2011. –
4. Манойлов В.П., Омельчук В.В., Опанюк В.В. Дистанційне зондування Землі із космосу: науковотехнічні основи формування й обробки видової інформації: Монографія. – Житомир: ЖДТУ, 2008
5. Дергунов, О.В., Куц, Ю.В., Щербак, Л.М. «Практичне застосування перетворення Гільберта-Хуанга для аналізу багатокomпонентних циклічних сигналів» , Видавництво: Інститут проблем моделювання в енергетиці ім. Г.С. Пухова, 2016
6. M. Castrillón, . O. Déniz, . D. Hernández и J. Lorenzo, A comparison of face and facial feature detectors based on the Viola–Jones general object detection framework, International Journal of Computer Vision, № 22, pp. 481-494, 2011
7. Image Classification Using CNN - <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/learn-image-classification-cnn-convolutional-neural-networks-3-datasets/>
8. Дистанційне зондування землі - <https://agro-business.com.ua/agro/mekhanizatsiia-apk/item/876-dystantsiine-zonduvannia-zemli.html>
9. Манойлов В.П., Омельчук В.В., Опанюк В.В., Дистанційне зондування Землі із космосу: науковотехнічні основи формування й обробки видової інформації: Монографія. – Житомир: ЖДТУ, 2008

10. *Takuya Isomura, Taro Toyozumi*. A local learning rule for independent component analysis // Scientific Reports. — 2016. — [doi:10.1038/srep28073](https://doi.org/10.1038/srep28073)
11. КОХАН С.С. Сучасні підходи до класифікації космічних знімків. Матеріали Міжнародної науково-методичної конференції "Географічні інформаційні системи в аграрних університетах (GISAU)". Херсон. 2007
12. Довгий С. О., Лялько В.І., Бабійчук С. М., ОСНОВИ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ: ІСТОРИЯ ТА ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ, Київ, 2019
13. Savka N., Nemish V., Kushnir O. The Method of Identifying Weights of Artificial Neural Networks with Radial Basis Functions Based on Multiple-Set Approach. Proceedings of the XI th International Conference "Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications" (TCSET'2012). Lviv – Slavske: Publishing House of Lviv Polytechnic, 2012. P.392.
14. Бродкевич В.М., Ремесло В.Я. Алгоритми машинного навчання (МН) та глибокого навчання (ГН) і їх використання в прикладних додатках. Інтернаука. 2018
15. A Comprehensive Guide to Types of Neural Networks. – Електрон. дан. – Режим доступу: <https://www.digitalvidya.com/blog/types-of-neural-networks/>, вільний.
16. YOLO: Real-Time Object Detection. – Електрон. дан. – Режим доступу: <https://pjreddie.com/darknet/yolov2/>, вільний
17. Яне Б. Цифровая обработка изображений. М. : Техносфера, 2007
18. Remote Sensing By Satellite: Physical Basis, Principles - <https://eos.com/blog/remote-sensing/>
19. Remote Sensing | An Open Access Journal from MDPI - <https://www.mdpi.com/journal/remotesensing>
20. Remote sensing image classification based on object - <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feart.2022.988556/full>
21. Image Classification Techniques in Remote Sensing - <https://gisgeography.com/image-classification-techniques-remote-sensing/>

22. Various Types of Convolutional Neural Network - <https://towardsdatascience.com/various-types-of-convolutional-neural-network-8b00c9a08a1b?gi=d92b16a1797a>
23. H. Gu, Y. Han, Y. Yang, H. Li, Z. Liu, U. Soergel, T. Blaschke, S. Cui. “An efficient parallel multi-scale segmentation method for remote sensing imagery”, *Remote Sensing*, 10:4 (2018)
24. Програмні засоби для роботи з просторовими даними <https://buksis.nethouse.ua/static/doc/0000/0000/0031/31531.kdmks50i30.pdf>
25. Дистанційне зондування землі - <https://core.ac.uk/download/pdf/161261288.pdf>
26. Інтегроване середовище розробки. – Електрон. дан. – Режим доступу: [https://life-prog.ru/ukr/view\\_zam2.php?id=103&cat=1&page=1](https://life-prog.ru/ukr/view_zam2.php?id=103&cat=1&page=1), вільний
27. Практичний Python 3 для початківців. – Електрон. дан. – Режим доступу: <https://pythonworld.ru/samouchitel-python/>, вільний
28. Штучна нейронна мережа на базі GPU - <https://www.chernigov.ua/science-technology/2135-shtychna-neironna-mereja-na-bazi-gpu.html>
29. Analyzing Types of Neural Networks in Deep Learning - <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/02/cnn-vs-rnn-vs-mlp-analyzing-3-types-of-neural-networks-in-deep-learning/>
30. What is U.S. electricity generation by energy source? Eia, 2022. URL: <https://www.eia.gov/tools/faqs/faq.php?id=427&t=3>
- Eckhous B., Mathis W., Mutaugh D. Ten renewable energy trends to watch in 2021. *World Oil*, 2021. URL: <https://www.worldoil.com/news/2021/1/6/ten-renewableenergy-trends-to-watch-in-2021>
31. Кереуш Д. І. Методологія ефективного використання земельних ресурсів для розвитку сонячної енергетики на основі дистанційного зондування Землі та ГІС-технологій : дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії : 193 - геодезія та землеустрій (19 «Архітектура та

будівництво») / Національний університет «Львівська політехніка». – Львів, 2019. – 173 с. – Бібліографія: с. 152–168.

<https://ena.lpnu.ua/handle/ntb/45641>

32. «ЄС розглядає можливість досягти цілі в 45% ВДЕ в структурі структури генерації до 2030 року». Expro consulting, 2022. URL: <https://expro.com.ua/novini/s-rozglyada-mojlivst-dosyagti-cl-v-45-vde-v-struktur-generac-do-2030-rok>

33. Закіянов Д. Хто «найзеленіший»: як передові країни Європи розвивають альтернативну енергетику. Mind, 2019. URL: <https://mind.ua/publications/20194992-hto-najzelenishij-yak-peredovi-krayini-evropi-rozvivayut-alternativnu-energetiku>

34. Омельченко В. Сектор відновлюваної енергетики України до, під час та після війни. Razumkov, 2022. URL: <https://razumkov.org.ua/statti/sector-vidnovlyuvanoyi-energetyky-ukrayiny-do-pid-chas-ta-pislya-viyny>

35. Про розрахунки з виробниками за «зеленим» тарифом: Наказ Міністерства енергетики України № 206 від 15.06. 2022 р. Zakon.rada.gov.ua, 2022. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z0692-22#Text>

36. Renewable energy statistics 2020. International Renewable Energy Agency, 2020. 391 p. URL: <https://www.irena.org/publications/2020/Jul/Renewable-energy-statistics-2020>.

37. «ЗЕЛЕНА ЕНЕРГЕТИКА ЯК ЧИННИК ЕНЕРГЕТИЧНОЇ НЕЗАЛЕЖНОСТІ УКРАЇНИ», Михайлова Л.М, Семенишина І.В, «ЕКОНОМІКА ТА СУСПІЛЬСТВО» №47/2023 (<https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-47-10>)