

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**
ННІ ЕНЕРГЕТИКИ, АВТОМАТИКИ І ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ

ПОГОДЖЕНО
Директор ННІ енергетики,
автоматики і енергозбереження
(назва ННІ)

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ
В.о. завідувача кафедри автоматики
та робототехнічних систем
ім. акад. І.І. Мартиненка
(назва кафедри)

проф., д.т.н. _____ **В.В. Каплун**
(підпис) (ПІБ)

доц., к.т.н. _____ **О.О. Опришко**
(підпис) (ПІБ)

« ____ » _____ 2026 р.

« ____ » _____ 2026 р.

МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: **«РОЗРОБКА ТА ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ
ІДЕНТИФІКАЦІЇ СИРОВИНИ ДЛЯ БІОГАЗОВИХ УСТАНОВОК ЗА
ДАНИМИ СУПУТНИКОВОЇ ЗЙОМКИ»**

Спеціальність:
174 – «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»
(шифр і назва)

Освітня програма:
Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
(назва)

Орієнтація освітньої програми: освітньо-наукова
(назва)

Гарант освітньої програми

_____ **д.т.н., професор**
(науковий ступінь та вчене звання)

_____ (підпис)

Івашук В.В.
(П.І.Б)

Керівник магістерської кваліфікаційної роботи

_____ **д.т.н., професор**
(науковий ступінь та вчене звання)

_____ (підпис)

Шворов С.А.
(П.І.Б)

Виконав

_____ (підпис)

Мельник Д.О.
(П.І.Б студента)

КИЇВ-2026

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ІНІ ЕНЕРГЕТИКИ, АВТОМАТИКИ І ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ**

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри
автоматики та робототехнічних
систем ім. акад. І.І. Мартиненка

К.Т.Н., доц. _____ **О.О. Опришко**
« ____ » _____ 2025 р.

З А В Д А Н Н Я
ДО ВИКОНАННЯ МАГІСТЕРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ЗДОБУВАЧУ
Мельнику Дмитру Олександровичу

Спеціальність:

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

Освітньо-професійна програма:

Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Орієнтація освітньої програми: освітньо-наукова

Тема магістерської кваліфікаційної роботи **«Розробка та дослідження системи ідентифікації сировини для біогазових установок за даними супутникової зйомки»**,

затверджена наказом від 22.10.2025 року №2440«С»

Термін подання студентом магістерської роботи 22.05.2026 року

Вихідні дані магістерської кваліфікаційної роботи: завдання кафедри на виконання магістерської кваліфікаційної роботи; нормативні документи по проектуванню об'єктів автоматизації; матеріали дослідження, аналізу та моделювання; наукова література з тематики магістерської роботи.

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

1. Виробництво енергії з надземної біомаси.
2. Оцінювання біомаси за даними супутникової зйомки.
3. Прогнозування біомаси за допомогою супутникових знімків Sentinel-2 та штучної нейронної мережі.
4. Методика дослідження урбанізованих територій на наявність біомаси, придатної для використання у виробництві біогазу.

Дата видачі завдання «24» жовтня 2025 року

Керівник магістерської кваліфікаційної роботи

(Підпис)

Шворов С.А.
(Прізвище та ініціали)

Завдання прийняв до виконання

(Підпис)

Мельник Д.О.
(Прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Комплексні вимірювання глобальної **надземної біомаси** (НБМ) (*англ. Aboveground Biomass – AGB*) екосистем (лісу, лісостепу, парків та урбанізованих територій) є критично важливою інформацією для сприяння сталому лісоуправлінню з метою пом'якшення наслідків зміни клімату та збереження численних екосистемних послуг, які надають ліси і парки, а також для ідентифікації біомаси, що може бути придатною для роботи біогазових установок. Оптичні та радарні датчики доступні в різних просторових, спектральних і часових масштабах. Інтеграція даних із різних джерел дачив із польовими вимірюваннями, за умови використання відповідних алгоритмів для визначення взаємозв'язку між предикторами дистанційного зондування та еталонними вимірюваннями, є важливою для вдосконалення оцінки надземної біомаси.

Ця робота має на меті представити різні типи прогнозованих змінних, отриманих від багатоканальних сенсорів (давачів) (таких як вихідні спектральні канали, трансформовані зображення, вегетаційні індекси, текстурні ознаки), а також різні використані алгоритми регресії (параметричні та непараметричні), які забезпечують більш надійний, практичний та економічно ефективний підхід до оцінки надземної біомаси на різних рівнях.

Ключові слова: *надземна біомаса, алгоритми регресії, алгоритми машинного навчання, дистанційне зондування, предиктивні змінні на основі супутникових даних.*

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень і скорочень	6
Вступ	8
РОЗДІЛ 1. Виробництво енергії з надземної біомаси	13
1.1. Характеристика попиту на біомасу для енергетики	15
1.2. Оцінка обсягів біомаси	17
1.3. Конверсія лісової біомаси в енергію	21
1.3.1. Житловий сектор	21
1.3.2. Промисловий сектор	23
1.3.3. Енергетичний сектор	24
1.4. Висновки по 1 розділу	26
РОЗДІЛ 2. Оцінювання біомаси за даними супутникової зйомки	27
2.1. Сенсори супутників дистанційного зондування Землі (ДЗЗ)	27
2.2. Дані, що отримуються на основі супутникової інформації, які використовуються для прогнозування потенціалу надземної біомаси для виробництва біогазу	32
2.3. Алгоритми прогнозування надземної біомаси (НБМ) екосистем ...	38
2.4. Висновки по 2 розділу	42
РОЗДІЛ 3. Прогнозування біомаси за допомогою супутникових знімків Sentinel-2 та штучної нейронної мережі	46
3.1. Вихідні дані для проведення досліджень	49
3.1.1. Опис регіону досліджень	49
3.1.2. Дендрометричні змінні лісової інвентаризації	50
3.1.3. Лісова біомаса	51
3.1.4. Супутникові знімки Sentinel-2	52
3.1.5. Вегетаційні індекси	53
3.1.6. Кореляційний аналіз	58
3.1.7. Моделювання штучних нейронних мереж (ШНМ)	59
3.2. Отримані результати досліджень	61
3.2.1. Таксація (інвентаризація) рослинності	61
3.2.2. Кореляційний аналіз біомаси та вегетаційних індексів	62
3.2.3. Моделювання біомаси	65
3.2.4. Статистичний аналіз	68
3.2.5. Аналіз просторового розподілу біомаси	69
3.3. Оцінка результатів досліджень	70

3.3.1. Лісова біомаса та структура землекористування й рослинного покриву	70
3.3.2. Відбір незалежних змінних (вегетаційних індексів)	72
3.3.3. Навчання нейронних мереж	74
3.4. Висновки по 3 розділу	75
РОЗДІЛ 4. Методика дослідження урбанізованих територій на наявність біомаси, придатної для використання у виробництві біогазу	76
4.1. Методика проведення експерименту	77
4.2. Отримані результати	80
4.3. Інтерпретація даних щодо наявної та перспективної кількості біомаси в містах та урбанізованих територіях	81
4.4. Висновки по 4 розділу	90
Висновки	92
Література до вступу та 1 розділу	93
Література до 2 розділу	95
Література до 3 розділу	98
Література до 4 розділу	101
Додатки	102

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ

Абревіатура (EN)	Абревіатура (UA) / Термін	Повна назва
AGB	НБМ	Надземна біомаса
ALS	–	Airborn Laser Scanning – Повітряне лазерне сканування
ANN	ШНМ	Artificial neural network – Штучна нейронна мережа
CHP	–	Combined heat and power – Когенераційні установки
ESA	ЄКА	European Space Agency – Європейське космічне агентство
FAPAR	–	Fraction of photosynthetically active radiation – Частка поглиненої фотосинтетично активної радіації (ФАР)
FVC	–	Fractional vegetation cover – частка проективного покриття рослинністю
GLCM	–	Gray level co-occurrence matrix – матриця просторової суміжності рівнів сірого
LAI	–	Leaf area index – Індекс листової поверхні
LiDAR	Лідар	Light Detection and Ranging
MNF	–	Minimum Noise Fraction transform – Перетворення мінімальної шумової фракції
NDVI	–	Normalized Difference Vegetation Index – Нормалізований відносний вегетаційний індекс
NDWI	–	Normalized Difference Water Index – Нормалізований відносний водний індекс
NIR	–	Near-Infrared – Ближня інфрачервона область спектра
OECD	ОЕСР	Organisation for Economic Co-operation and Development – Організація економічного співробітництва та розвитку
ORC	–	Organic Rankine cycles – Органічний цикл Ренкіна (важлива технологія для біомаси, яка використовує органічні рідини замість води для генерації енергії за нижчих температур)

PCA	–	Principal Component Analysis – Аналіз головних компонент (стандартний статистичний метод)
RF	–	Random forest – "Випадковий ліс" (популярний алгоритм машинного навчання)
RMSE	СКП	Root mean square error – Середньоквадратична помилка
RS	ДЗЗ	Дистанційне зондування Землі
SAR	–	Synthetic Aperture Radar – Радіолокатор (або радар) із синтезованою апертурою
SLS	–	Space-borne Laser Scanning – Космічне лазерне сканування
SR	–	Simple Ratio – Простий коефіцієнт відбиття (або індекс простого співвідношення)
SWIR	–	Short-Wave Infrared – Короткохвильова інфрачервона область спектра
TLS	–	Terrestrial Laser Scanning – Наземне лазерне сканування
–	ГІС	Географічна інформаційна система

ВСТУП

Надземна біомаса (НБМ) (англ. Aboveground biomass – AGB) – маса живої деревини, гілок та листя над поверхнею ґрунту – безпосередньо відображає кількість органічної речовини в живих і мертвих рослинних матеріалах (наприклад, у листі, гілках та стовбурах) і виражається в одиницях сухої ваги на одиницю площі [1]. НБМ також є одним із основних резервуарів вуглецю в лісових екосистемах і ключовим індикатором здоров'я лісу [2]. Таким чином, вимірювання та моніторинг змін надземної біомаси є критично важливими для розуміння її ролі в глобальному колообігу вуглецю, що необхідно для зниження концентрації вуглекислого газу та пом'якшення наслідків зміни клімату. Рамкова конвенція ООН про зміну клімату (РКЗК ООН) визнала НБМ суттєвою кліматичною змінною (Essential Climate Variable), а також важливим біофізичним параметром різних екосистем [3] для оцінки колообігу вуглецю і води, а також енергетичних потоків між землею поверхнею та атмосферою. Ці процеси є особливо актуальними на тлі глобальних кліматичних змін. Ключова роль НБМ зумовлює потребу в точних і прецизійних оцінках її обсягів для аналізу змін у структурі лісу, зокрема для розуміння ролі лісів у наземних потоках вуглецю та глобальних змінах клімату.

Науково-практична актуальність роботи полягає у створенні безпечного, дистанційного інструменту автоматичного моніторингу багатокomпонентної сировинної бази для біогазової індустрії України. В умовах воєнного стану, коли наземний доступ до агроугідь та лісових масивів лісостепової зони критично обмежений через мінування та загрози обстрілів, запропоновано комплексний підхід на основі супутникової зйомки. Система дозволить не лише ідентифікувати аграрну сировину, а й оперативно оцінювати обсяги лісових відходів, чагарникової біомаси та деревини, пошкодженої лісовими пожежами. Це забезпечить безперебійну логістику

розподіленої біогазової генерації, сприятиме очищенню та рекультивації екосистем і посилить загальну енергетичну стійкість держави.

Розглянемо зазначені фактори більш детально.

1. Криза традиційної енергосистеми та курс на енергонезалежність

В умовах повномасштабної війни енергетичний сектор України зазнав безпрецедентних руйнувань через цілеспрямовані атаки на об'єкти централізованої тепло- та електрогенерації. У цих реаліях забезпечення живучості держави критично залежить від **децентралізації енергосистеми**.

- Біогазові установки (БГУ) є ідеальними об'єктами розподіленої генерації, оскільки вони здатні стабільно виробляти як електричну, так і теплову енергію (або біометан для закачування в ГТС) незалежно від зовнішніх мереж.
- Проте ефективне функціонування БГУ вимагає безперебійного логістичного забезпечення сировиною (силос, енергетичні культури, агровідходи). Розробка системи швидкої локалізації та ідентифікації обсягів цієї сировини є першочерговим завданням для мінімізації логістичних витрат та прогнозування потужності установок.

2. Військові ризики наземного моніторингу та перевага ДЗЗ

Традиційні (наземні) методи інвентаризації та оцінювання біомаси (об'їзди полів, прямі заміри, використання БПЛА) в умовах війни несуть пряму загрозу для життя через:

- Високий рівень мінної небезпеки на значній частині сільськогосподарських угідь України.
- Жорсткі обмеження або повну заборону на польоти цивільних безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в повітряному просторі країни.

У таких жорстких обмеженнях **дані супутникової зйомки (дистанційне зондування Землі (ДЗЗ))** залишаються єдиним безпечним, безперервним, безпілотним та економічно вигідним джерелом отримання просторової інформації у макромасштабах.

3. Моніторинг пошкоджених та деградованих земель

Внаслідок бойових дій мільйони гектарів українських чорноземів зазнали механічного та хімічного забруднення (вирви від вибухів, залишки токсичних речовин, важкі метали). Вирощування продовольчих культур на таких землях є небезпечним або законодавчо забороненим.

- Оптимальним рішенням для відновлення таких регіонів є рекультивация через вирощування **технічних енергетичних культур** (наприклад, кукурудзи на силос, міскантусу, енергетичної верби), які згодом використовуються як сировина для роботи **біогазових установок**.

Супутниковий моніторинг дозволяє оцінювати динаміку заростання таких територій, ідентифікувати специфічні культури та прогнозувати їхній вихід як енергетичної сировини без ризику для агрономів.

4. Інтеграція лісових ресурсів та відходів лісозаготівлі до енергетичного балансу

Лісові масиви та зони лісостепу України володіють колосальним потенціалом недеревної та вторинної біомаси, яка наразі використовується неефективно або просто згоряє, створюючи пожежну небезпеку.

- *Сировинний потенціал:* Залишки від санітарних вирубок, хмиз, порубкові рештки, а також швидкоростучі чагарникові формації в зонах лісостепу є цінною вуглецевовмісною сировиною для отримання генераторного газу (синтез-газу) або як домішки для класичного зброджування.

- *Проблема доступності:* На відміну від регулярних сільськогосподарських полів, лісові насадження мають складну багаторівневу структуру та високу просторову неоднорідність. Традиційні методи оцінки запасів такої біомаси вимагають значних людських та часових ресурсів, що є неефективним у масштабах країни.

5. Військово-екологічні виклики та пожежний моніторинг лісів

Для сучасних реалій України лісові та лісостепові масиви опинилися у зоні найвищого ризику:

- *Мінна небезпека у лісах:* Якщо на полях розмінування ведеться першочергово, то лісові масиви на деокупованих та прифронтових територіях залишатимуться замінованими роками. Наземна таксація (облік) деревини та відходів там фізично неможлива. Супутниковий моніторинг у різних спектральних діапазонах є єдиним безпечним методом оцінити наявний обсяг біомаси.

- *Наслідки лісових пожеж через бойові дії:* Внаслідок обстрілів тисячі гектарів лісу зазнали вигорання або часткового пошкодження. Обпалена, мертва деревина та сухостій більше не виконують екологічних функцій і мають бути утилізовані. Розробка системи ДЗЗ, що здатна ідентифікувати зони пошкодженого лісу, дозволить оперативно виявляти локації, де накопичено величезні обсяги сировини, придатної для переробки в біогаз, запобігаючи водночас масовим спалахам вторинних пошиджених пожеж.

6. Специфіка ДЗЗ для лісостепової зони: подолання нелінійності

З інженерного погляду, розпізнавання лісової біомаси та чагарників у зоні лісостепу є складнішим завданням, ніж аналіз монокультур (наприклад, кукурудзи, соняшник та ін.):

- Лісостеп характеризується мозаїчністю – переплетенням відкритих ділянок, природних лісів та штучних лісосмуг.

- Класичний індекс NDVI у густих лісових масивах швидко заходить у "насичення" (втрачає чутливість). Тому використання комбінації різних **вегетаційних індексів**, наприклад EVI (чутливого до структури канопі), AFRI (стійкого до аерозольного забруднення/диму) та GNDVI (чутливого до азоту й хлорофілу) дозволить нейромережевій моделі точно диференціювати ділову деревину від лісових відходів та чагарникової біомаси, яка і є цільовим субстратом для БГУ.

За останнє десятиліття спостерігається зростання обсягів картографування та оцінювання біомаси глобальних наземних екосистем за допомогою **дистанційного зондування Землі (ДЗЗ)**. Предиктивні змінні,

отримані на основі супутникових даних, використовуються для оцінки НБМ та аналізу її просторово-часової мінливості за допомогою ефективних підходів ДЗЗ. Розробка та впровадження систем оцінки й моніторингу НБМ на основі ДЗЗ може забезпечити низьковартісні та точні операційні геопросторові інструменти для швидкого й ефективного виявлення, картографування та оцінювання відповідних змін біомаси в будь-якому досліджуваному регіоні. З іншого боку, цей самий тип геопросторових інструментів може підтримати реалізацію, моніторинг та оцінку ефективності політик і стратегій охорони природи, надаючи систематичну і точну систему моніторингу оцінки НБМ лісів та лісостепів України. ДЗ надає змінні, які опосередковано пов'язані з НБМ, а спектральна відповідність (вихідні або трансформовані канали давачів) рослинного покриття, його щільності, тіні та текстури корелює з показниками біомаси [4].

Метою магістерської кваліфікаційної роботи є дослідження супутникових знімків, отриманих на їхній основі предиктивних змінних, а також алгоритмів, що використовуються для оцінки надземної біомаси різних екосистем за даними дистанційного зондування.

Об'єкт дослідження – процес дистанційної ідентифікації, класифікації та просторово-кількісного оцінювання біомаси (аграрних культур, рослинних залишків, лісових та чагарникових ресурсів) як потенційної сировинної бази для біогазових установок.

Предмет дослідження – моделі, алгоритми та геоінформаційні методи інтелектуального оброблення мультиспектральних і радіолокаційних супутникових даних (включаючи **вегетаційні індекси**) для автоматизації розпізнавання видів і прогнозування обсягів біогазової сировини в умовах обмеженого наземного моніторингу.

РОЗДІЛ 1

ВИРОБНИЦТВО ЕНЕРГІЇ З НАДЗЕМНОЇ БІОМАСИ

За умови дотримання принципів сталого лісокористування та збереження стійкості деревостанів, лісова біомаса є привабливою альтернативою викопному паливу. Це зумовлено історичним досвідом її використання як джерела енергії, відносно великою кількістю та доступністю в усьому світі, а також її вуглецевою нейтральністю. Ліси здатні забезпечувати великі обсяги біомаси, придатної для енергетичного використання. Проте, оскільки ресурси є обмеженими, зростаючий попит на біомасу створює нові виклики для ведення лісового господарства.

Структура деревостану є визначальним фактором для обсягу утворюваних лісосічних залишків. Біомасу можна оцінити з високою точністю, використовуючи як матеріали наземної таксації (інвентаризації) лісу, так і дані *дистанційного зондування Землі (ДЗЗ)*. Водночас дистанційне зондування дозволяє проводити оцінку та моніторинг біомаси за значно коротші проміжки часу. Різні напрями використання біоенергії та технології її перетворення характеризуються різною ефективністю, що має бути вагомим чинником під час вибору найбільш оптимальної технології. Надзвичайно важливим є ретельний аналіз різних варіантів з точки зору доступних технологій перетворення, кінцевого використання, витрат, екологічних переваг та альтернативних енергоносіїв.

У 2021 році загальне світове постачання первинної енергії становило 584,98 ЕДж (ексаджоуль = 10^{18} Джоулів), збільшившись майже на 60% порівняно з 1990 роком [5]. Протягом цього періоду частка відновлюваних джерел енергії зростала швидше, ніж частка викопного або ядерного палива, проте у 2021 році вона все ще залишалася відносно низькою (13,6%). Серед усіх відновлюваних джерел найбільший внесок у світове постачання "зеленої" енергії роблять *відновлювані відходи та біомаса*, зокрема тверде біопаливо та

деревне вугілля (у 2017 році їхня частка становила 67,9%). На цьому етапі важливо розмежувати поняття *традиційної* та *сучасної біомаси*.

Традиційна біомаса – це некомерційна деревна продукція, деревне вугілля, сільськогосподарські відходи та гній, які спалюються в малоефективному обладнанні. Впровадження так званої **сучасної біомаси** в країнах із нереалізованим потенціалом, а також перехід від традиційних способів використання до сучасних, зокрема, використання біомаси як сировину для біогазових установок, мають надзвичайно важливе значення для сталого розвитку.

Такі екосистеми, як ліси, лісостеп, парки та озеленені урбанізовані території, відіграють дуже важливу роль у накопиченні біомаси та її доступності як джерела енергії завдяки розмірам дерев та тривалості їхнього життя, особливо якщо порівнювати їх із трав'янистими та чагарниковими рослинами. Що стосується структури лісів, то в контексті біоенергетики можна виділити два основні класи:

- енергетичні плантації;
- деревостани, головною метою вирощування яких є отримання товарної деревної продукції.

Обсяг біомаси та її вплив на сталість усієї екосистеми залежать від низки факторів, пов'язаних зі структурою деревостану, лісівничими підходами, а також наслідками вилучення біомаси для стійкості (резистентності) системи.

Оцінка обсягів біомаси та лісосічних залишків на лісових ділянках зазвичай проводиться за допомогою методів наземної таксації лісу та/або технологій дистанційного зондування Землі й географічних інформаційних систем (ГІС). Точність такої оцінки залежить від застосовуваних методів і підходів, які, своєю чергою, визначаються масштабами та специфікою досліджуваної території.

1.1. Характеристика попиту на біомасу для енергетики

У 2021 році світове постачання первинної енергії з біопалива та відходів становило 55,64 ЕДж [5], що складало 9,5% від загального обсягу постачання первинної енергії. Частка цих видів палива зменшилася порівняно з показником 1990 року. Протилежна тенденція спостерігалася в країнах ОЕСР (Організації економічного співробітництва та розвитку), де за рахунок біопалива та відходів у 1990 році забезпечувалося 3,3% від загального обсягу постачання енергії, а у 2021 році цей показник зріс до 6,1% [5].

Біопаливо та відходи охоплюють широкий спектр паливних ресурсів (наприклад, біогаз, тверде біопаливо, рідке біопаливо або промислові відходи невідновлюваного походження). Якщо враховувати лише відновлювану фракцію відходів, частка біопалива та (відновлюваних) відходів зменшується з 9,5% до 9,2% [6]. Світове постачання первинного твердого біопалива у 2021 році становило 48,15 ЕДж [5]. Тверде біопаливо та деревне вугілля були з великим відривом найбільш споживаними джерелами біомаси у світі у 2021 році через їхню високу значущість для країн, що розвиваються (рис. 1.1) [6]. Водночас у країнах ОЕСР, де найбільш суттєвими є сучасні напрями використання біомаси, їхня частка впала приблизно до 2/3.

Протягом останніх десятиліть частка житлового (комунально-побутового) сектора у світовому споживанні первинного твердого біопалива поступово знижувалася. Проте у 2021 році понад половину енергії, отриманої з первинного твердого біопалива у світі, все ще припадало на цей сектор (рис. 1.2) [5]. Того ж року промисловий сектор посідав друге місце за обсягами споживання первинного твердого біопалива, а за ним йшов енергетичний сектор (електроенергетика). Якщо розглядати ситуацію в країнах ОЕСР, то найбільшим споживачем первинного твердого біопалива у 2021 році була промисловість (35%), за якою з невеликим відривом ішов житловий сектор (32%).

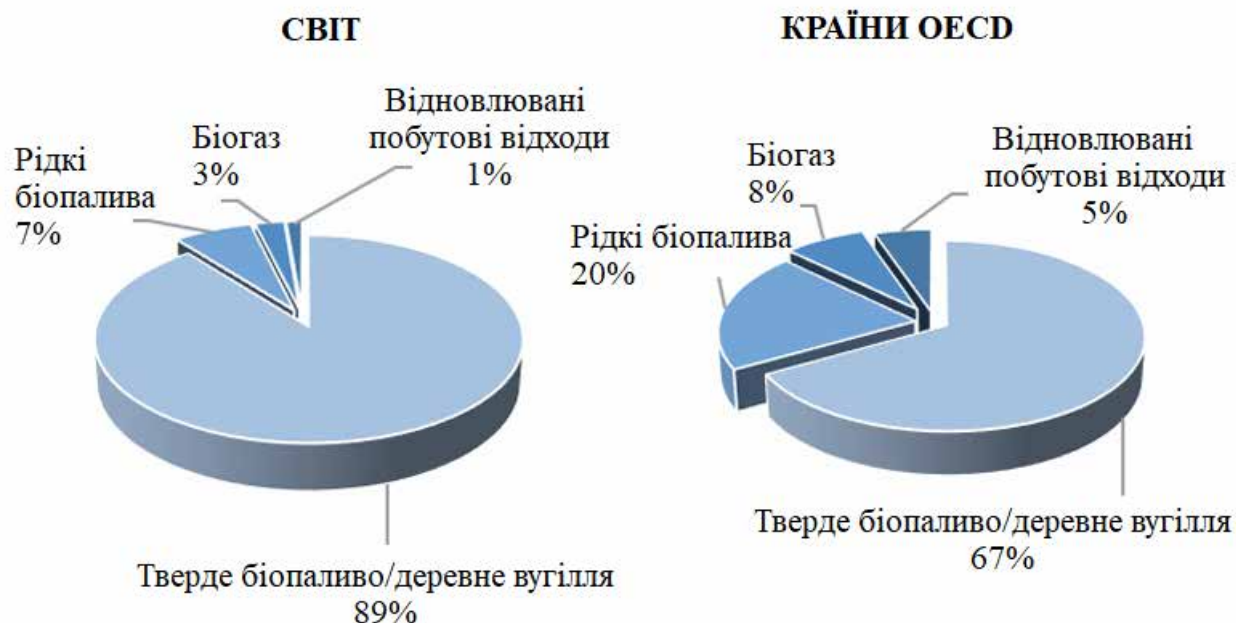


Рис. 1.1. Частка різних джерел біомаси у структурі постачання первинної енергії з біомаси у 2021 році у світі та в країнах ОЕСР

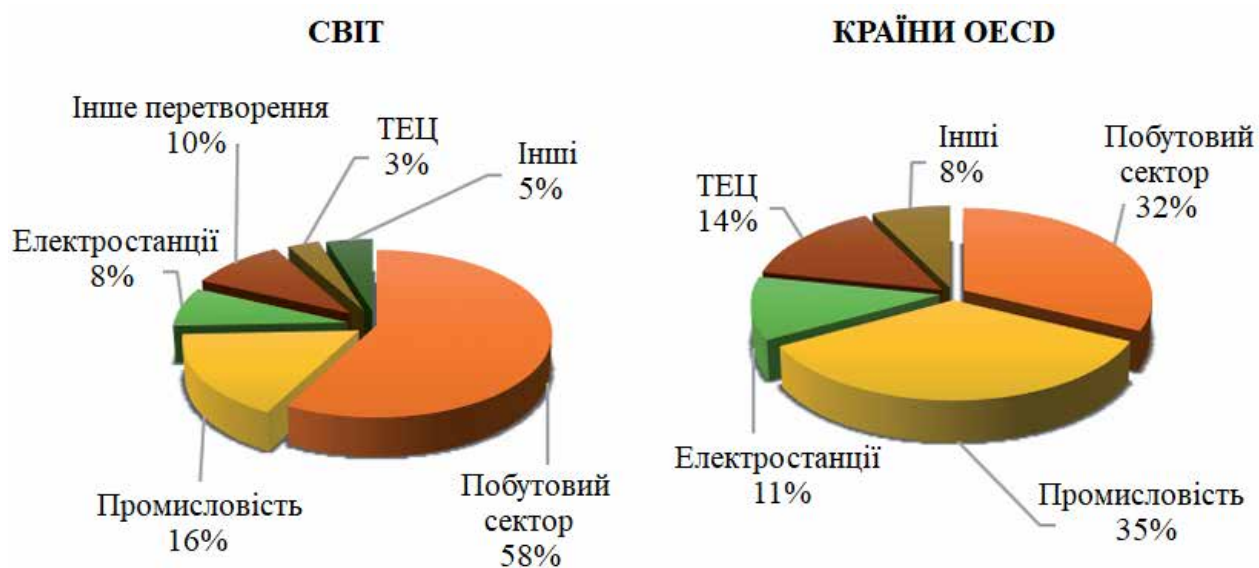


Рис. 1.2. Частка різних секторів у світовому споживанні первинного твердого біопалива у 2021 році у світі та в країнах ОЕСР

Аналіз світового споживання енергії у житловому секторі показує, що у 2021 році біомаса та відходи були найбільш використовуваними видами палива в домогосподарствах, за якими йшли електроенергія та природний газ [7]. Попит на біомасу та відходи в житловому секторі майже повністю

забезпечувався за рахунок первинного твердого біопалива (винятком став Китай, де на біогаз припадало 9% від загального постачання біомаси). Первинне тверде біопаливо є особливо важливим для Африки, де у 2021 році воно становило 85% від усіх видів палива та енергоносіїв, спожитих домогосподарствами. Зовсім інша ситуація спостерігається в розвинених країнах, де житловий сектор забезпечується переважно електроенергією або природним газом [7].

Світова промисловість покладається на викопне паливо для задоволення своїх енергетичних потреб, причому найбільш використовуваним джерелом енергії є вугілля [7]. У 2021 році біомаса була єдиним вагомим відновлюваним джерелом енергії, що забезпечувало 7,3% світового енергоспоживання в промисловому секторі. Основними видами біомаси, що споживалися промисловістю, були первинне тверде біопаливо, а в деяких регіонах – промислові відходи.

1.2. Оцінка обсягів біомаси

Оцінку біомаси лісу або лісостепу можна проводити на рівні окремого дерева або на рівні деревостану (площі), а самі методи можна згрупувати відповідно до типів використовуваних даних.

На рівні окремого дерева біомасу можна оцінити за допомогою прямих або опосередкованих методів [8]. Оцінка біомаси безпосереднім (прямим) методом базується на деструктивному відборі зразків (зрубіванні модельних дерев) із подальшим визначенням сухої ваги біомаси, яка часто оцінюється за окремими компонентами: стовбур, кора, крона (або окремо гілки та листя/хвоя), а іноді й підземна біомаса [9]. Для опосередкованих методів на рівні дерева можна використовувати три підходи. У першому – біомаса визначається за допомогою методів конверсії, зазвичай як функція

об'єму стовбура та уявної (базисної) щільності деревини [9]. У другому підході біомасу отримують за допомогою алометричних функцій, які були розроблені на основі даних деструктивного відбору зразків. Незалежними змінними у цих функціях найчастіше виступають діаметр на висоті 1,3 м (DBH - *Diameter at breast height* – діаметр дерева на висоті грудей людини (стандартно 1,3 м) та/або загальна висота дерева [9]. На сьогодні розроблено широкий спектр алометричних рівнянь [10]. Проте, оскільки вони є специфічними для конкретного виду порід, форми господарства та умов місцезростання, постійно виникає потреба у розробці нових функцій біомаси [11]. У третьому підході біомасу отримують шляхом підбору функцій за даними високощільних тривимірних (3D) хмар точок LiDAR (лазерного сканування), де як незалежні змінні часто використовують вершину дерева, радіус крони та межі крони [12].

На рівні площі (деревостану) для опосередкованих методів можна використовувати шість підходів, кожен з яких використовує як залежну змінну обсяг біомаси на рівні пробної площі (що дорівнює сумі біомаси окремих дерев, розрахованої за алометричними функціями). Для цього часто використовують дані вимірювань на інвентаризаційних (таксаційних) пробних площах.

Перший підхід використовує конверсійні коефіцієнти, що базуються на показниках абсолютної щільності насадження (наприклад, запас стовбурової деревини або кількість дерев на гектар) із застосуванням більш (експоненціальних) або менш (коефіцієнтних) складних формул [11].

Другий підхід базується на використанні *коефіцієнтів розширення (конверсії) біомаси* (BEF – переводять кубометри стовбурового запасу в тонни повної біомаси насадження), де незалежними змінними виступають структура деревостану, топографія, а також ґрунтові та кліматичні змінні [11].

Третій підхід використовує коефіцієнти розширення із незалежними змінними, отриманими з тематичних карт (наприклад, карт структури

деревостану, типів ґрунтів, топографічних змінних) за допомогою методів k -найближчих сусідів (k -NN) [14].

У четвертому підході біомаса моделюється за допомогою незалежних змінних, отриманих на основі даних пасивного *дистанційного зондування Землі (ДЗЗ)* різної просторової розрізненості. Найчастіше використовуваними змінними є спектральна відбивальна здатність, діаметр крони та горизонтальна проекція крони, вихідні спектральні канали та/або вегетаційні індекси. Серед параметричних моделей найчастіше застосовуються парна (проста) лінійна регресія, множинна лінійна регресія, а також нелінійна регресія – степенева та логістична. До непараметричних моделей належать *регресія k -найближчих сусідів*, *штучні нейронні мережі (ANN)*, *дерева регресії*, *"випадковий ліс" (Random Forest)*, *метод опорних векторів (SVM)* та *метод максимальної ентропії (MaxEnt)*. Ці функції були розроблені з використанням супутникових знімків низької, середньої та високої просторової розрізненості [7].

У п'ятому підході біомаса моделюється на основі даних радіолокаторів із синтезованою апертурою (SAR) за допомогою алгоритмів стохастичного градієнтного бустингу з беддінгом (баггінгом), амплітуд зворотного розсіювання та багатовимірної лінійної регресії [13]. Для лісів із високим запасом біомаси краще підходять довгохвильові діапазони L або P , тоді як для лісів із низьким запасом біомаси – діапазони X та C [13].

У шостому підході біомаса моделюється за допомогою даних, отриманих на основі метрик LiDAR, що описують горизонтальну (зімкнутість крон) та вертикальну (середнє значення, стандартне відхилення та перцентилі висоти) структуру насадження, з використанням лінійної регресії, методу k найбільш подібних сусідів та алгоритму "випадкового лісу" [13].

Використання алометричних функцій на рівні окремого дерева є найбільш точним серед опосередкованих методів. Проте його недоліками є значна трудомісткість, а також специфічність для конкретного виду порід, форми господарства та умов місцезростання [8]. Застосування конверсійних

коефіцієнтів та коефіцієнтів розширення біомаси є менш трудомістким і може забезпечувати достатню точність для великих територій, однак їхня точність знижується зі збільшенням мінливості (неоднорідності) деревостанів [11]. Зменшення розміру пікселя та площі ділянки підвищує точність коефіцієнтів розширення при інтеграції з даними дистанційного зондування Землі [14]. Перевагами такого підходу є можливість автоматичного картографування та робота у кількох просторових розрізненнях. Недоліки ж пов'язані з великими розмірами пікселів, розбіжністю між розмірами пікселя та пробної площі, а також слабкою кореляцією між даними ДЗЗ та біомасою [14].

Точність функцій оцінки біомаси, отриманих на основі даних пасивних сенсорів, зростає зі збільшенням їхньої просторової розрізненості, а також підвищенням однорідності структури деревостану, топографічних, ґрунтових і кліматичних умов [13]. Водночас було виявлено деякі недоліки використання даних пасивних сенсорів. Прикладами є ефект насичення сигналу та/або неможливість їх використання за певних погодних умов, зокрема при хмарності [13]. Ці обмеження долаються за допомогою технології LiDAR [13], але не за допомогою SAR (радіолокації), яка також демонструє насичення сигналу для деревостанів із високим запасом біомаси. Функції оцінки біомаси, розроблені на основі даних LiDAR, та побудовані за ними растрові карти є високоточними, особливо ті, що базуються на даних повітряного лазерного сканування (ALS) [15].

Для підвищення точності оцінки біомаси застосовують комбінування даних із кількох пасивних та/або активних сенсорів у поєднанні з різними статистичними методами. Прикладами є інтеграція даних SPOT та LiDAR, LiDAR та Landsat, даних радарів RaDAR та супутників Sentinel-1 і Sentinel-2, SAR та Landsat, LiDAR та гіперспектральних знімків, LiDAR та RaDAR, космічного лазерного альтиметра GLAS та даних MODIS, даних LiDAR та аерознімків дуже високої просторової розрізненості, або ж сумісне використання даних Sentinel-1 (SAR) та Sentinel-2.

1.3. Конверсія лісової біомаси в енергію

Найчастіше лісова біомаса перетворюється на енергію за допомогою термохімічних процесів, серед яких спалювання є найбільш зрілою та широко використовуваною технологією [16]. Двома іншими комерційно доступними шляхами конверсії є газифікація та піроліз. Вони перетворюють лісову біомасу на біопаливо. Можливі й інші первинні шляхи конверсії, але вони все ще перебувають на менш розвиненій стадії. Коли біомаса перетворюється на електроенергію, виникає потреба в технологіях вторинної конверсії. Серед них найбільш використовуваними є традиційні парові турбіни, проте, залежно від обраної технології первинної конверсії або кінцевого використання, більш доцільними можуть бути інші комерційно доступні рішення (наприклад, органічний цикл Ренкіна (ORC) або двигуни внутрішнього згоряння). Загальний опис технологій конверсії біомаси виходить за рамки цієї роботи, тому детально на цьому питанні окремо зупинятися не будемо.

Хоча лісову біомасу можна використовувати для виробництва палива для транспортного сектора, як зазначалося вище, наразі вона переважно перетворюється на тепло та/або електроенергію і використовується в житловому, промисловому та енергетичному секторах. У наступних підрозділах описано технології конверсії, які найчастіше застосовуються в цих галузях.

1.3.1. Житловий сектор

Як уже зазначалося у п.1.1, на світовому рівні енергія з твердої біомаси найчастіше використовується саме в житловому секторі. У країнах, що розвиваються, тверда біомаса часто застосовується в домогосподарствах для опалення та приготування їжі з використанням дуже неефективного обладнання, тоді як у розвинених країнах вона використовується майже

виключно для цілей опалення. Забезпечення домогосподарств біоенергією через системи централізованого теплопостачання також є поширеним у деяких країнах [17] і буде описано в п. 1.3.3.

Приготування їжі не є діяльністю, яка споживає найбільше енергії у глобальному масштабі, але це найбільш універсальна житлова енергетична послуга, і тому вона має особливе значення. У розвинених країнах використання біомаси для приготування їжі не є поширеним і асоціюється з розкішшю. Проте в країнах, що розвиваються, приготування їжі є основним напрямом побутового використання твердого палива (біомаси та вугілля) [18]. Зазвичай там застосовуються технології відкритого вогню та неефективні традиційні кухонні плити. Прикладами поширених дров'яних плит є вогнища на трьох каменях (трикаменні багаття), напіввідкриті плити, традиційні вогнища або ракетні печі. Їхній коефіцієнт корисної дії (ККД) варіюється від близько 10% для відкритого вогню до приблизно 40% для покращених типів печей [18]. Традиційне використання біомаси призводить до серйозних негативних наслідків для здоров'я людини, і тому стратегії зниження ризиків для здоров'я є надзвичайно важливими. Розробка, просування та впровадження покращених дров'яних кухонних плит є важливими кроками, проте їхній успіх виявився обмеженим.

Загалом у світі опалення приміщень та гаряче водопостачання є найбільш енергоємними процесами в житловому секторі. Однак у більшості країн, що розвиваються, опалення приміщень не є головним напрямом використання енергії в домогосподарствах через географічне положення та клімат (зазвичай у цих країнах більша частина енергії витрачається на приготування їжі). Відкритий вогонь і традиційні печі використовуються для опалення в домогосподарствах із низьким рівнем доходу в країнах, що розвиваються. У холодних регіонах те саме обладнання, що слугує для приготування їжі, часто використовується і для опалення приміщень [19]. Енергоефективність таких пристроїв є низькою, а негативний вплив на здоров'я людини – високим.

У розвинених країнах загалом деревина не є найпопулярнішим видом палива для опалення приміщень та гарячого водопостачання. Проте сьогодні дров'яне опалення все ще залишається популярним у багатьох зонах із холодним та помірним кліматом [18]. Існує велика різноманітність обладнання на біомасі, що використовується для виробництва тепла. Прикладами часто використовуваного обладнання є відкриті каміни, печі, калориферні печі (камери) та котли. Вони можуть виробляти тепло локально (як у випадку камінів малого розміру) або централізовано (як у випадку систем центрального опалення на біомасі). Ефективність конверсії є дуже різною залежно від способу перетворення біомаси на енергію. Використання неефективних камінів забезпечує ККД нижче 20%, тоді як сучасні пелетні котли є дуже ефективними, демонструючи ККД понад 90% [20].

1.3.2. Промисловий сектор

Промисловість є сектором, який споживає найбільше твердої біомаси в країнах ОЕСР, тоді як у глобальному масштабі вона посідає друге місце за обсягами кінцевого використання біомаси (рис. 1.2). Менше з тим, промисловість усе ще має значний нереалізований потенціал для збільшення використання твердої біомаси, проте економічна доцільність, високі інвестиційні витрати, гарантія наявності сировини та безпека постачання є факторами, які часто стримують інвестиції в біоенергетику. Цей сектор є дуже різноманітним як за типами виробничих процесів, так і за використовуваними технологіями конверсії енергії, через що розробка глобальних стратегій із просування використання біомаси в промисловості є складним завданням [21]. Тверде біопаливо здатне забезпечити весь діапазон температур, необхідних для промисловості, чого не можуть зробити деякі інші відновлювані джерела енергії. Тож спрямування біомаси у високотемпературні промислові процеси виглядає вдалою стратегією з погляду скорочення викидів парникових газів

(наприклад, житловий сектор потребує низькотемпературного тепла, тому він є галуззю, куди інші відновлювані джерела енергії можуть легко проникнути).

Частка біоенергії в різних галузях промисловості та країнах є дуже нерівномірною, проте можна стверджувати, що вона в основному використовується для виробництва технологічного тепла, а також для комбінованого виробництва електричної та теплової енергії (когенерації, CHP). Парові та водогрійні котли, сушарки, випалювальні печі, промислові печі та духовки є типовими генераторами технологічного тепла, що працюють на біомасі. Найбільш популярними технологіями для генерації тепла в промисловому секторі є спалювальні котли, які включають котли з нерухомим (щільним) шаром, а також котли зі стаціонарним (бульбашковим) та циркуляційним киплячим шаром. ККД перших перебуває в діапазоні 60–90%, тоді як ККД котлів із киплячим шаром становить 75–92% [21].

Когенераційні системи (CHP) також широко застосовуються в деяких промислових секторах, таких як целюлозно-паперова, харчова та хімічна промисловість, здебільшого інтегруючи традиційні парові турбіни як технологію вторинної конверсії. Їхня потужність зазвичай становить від 1 до 50 МВт_е (МВт_е – мегават електричної потужності), електричний ККД – від 15 до 35%, а загальний ККД перевищує 80%. У деяких промислових секторах також практикується спільне спалювання біомаси з вугіллям (описане в наступному підрозділі) [18].

1.3.3 Енергетичний сектор

Використання біомаси для виробництва електроенергії є добре розвиненим напрямом, причому біопаливо часто спалюється спільно з вугіллям. Більшість систем базується на технологіях спалювання у нерухомому або киплячому шарі, що застосовуються в паротурбінному циклі; також поширене використання котлів із факельним (пиловугільним) спалюванням [22]. Великі електростанції на біомасі потужністю близько 50

МВт_е мають ККД близько 40%, тоді як менші станції зазвичай демонструють ККД на рівні 20–30% [18]. Як правило, ТЕС на біомасі є меншими за вугільні через обмеженість локальних запасів сировини. Спільне спалювання з вугіллям на традиційних вугільних електростанціях є можливістю, яка дає змогу використовувати більші потужності (і досягати вищого ККД). Ця економічно ефективна стратегія забезпечує зниження викидів парникових газів на традиційних ТЕС, що працюють на твердому паливі, і є низькоризиковим варіантом для виробництва «зеленої» електроенергії [22].

На звичайних (конденсаційних) електростанціях скидне тепло втрачається, тому їхній загальний ККД є низьким. Якщо це тепло корисно використовувати, наприклад, для когенераційних установок, і розподіляти через мережі централізованого теплопостачання, загальна ефективність конверсії енергії стає значно вищою. Рівень проникнення систем централізованого опалення (на біомасі) на ринок суттєво відрізняється залежно від країни. У країнах, де централізоване теплопостачання (незалежно від використовуваного енергоносія) є більш популярним, воно забезпечує теплом близько половини всього житлового та будівного фонду [18]. Саме в Європейському Союзі експлуатується найбільша кількість когенераційних станцій на біомасі, зокрема, **біогазових установок**, підключених до мереж централізованого опалення [18]. Також існують суто опалювальні котельні на біомасі (без генерації електрики), проте вони є важливими переважно для невеликих локальних систем централізованого теплопостачання. Використовувані на них технології подібні до тих, що застосовуються для непрямого нагріву в промислових цілях.

1.4. Висновки по 1 розділу

Лісові та лісостепові екосистеми здатні забезпечувати велику кількість біомаси, яку можна використовувати для генерації енергії. Зростаючий попит на лісову біомасу для енергетичних потреб ставить нові виклики перед лісоуправлінням, оскільки біомаса є обмеженим ресурсом. Кількість утворюваних лісосічних залишків залежить від структури деревостану: чисті одновікові насадження забезпечують більше біомаси, ніж мішані різновікові. *Найвищий потенціал для отримання біомаси для енергетики мають енергетичні плантації.*

Обсяги біомаси можна оцінити з високою точністю, використовуючи як дані лісовпорядкування (інвентаризації лісів), так і методи дистанційного зондування (ДЗЗ) поверхні Землі. Проте дистанційне зондування дає змогу проводити оцінку та моніторинг біомаси за коротші проміжки часу порівняно з традиційними лісоінвентаризаційними роботами. Лісова біомаса може бути перетворена на енергію за допомогою різних технологій для задоволення різноманітних потреб кінцевих споживачів, що зумовлює неоднаковий рівень загальної ефективності (ККД). Важливими факторами, які необхідно враховувати під час вибору найбільш придатної технології використання біомаси, є її ефективність, економічна доцільність та екологічні переваги. Цей вибір не є універсальним і залежить від конкретного регіону – фактори, які створюють певні труднощі в управлінні ланцюгами постачання біомаси.

РОЗДІЛ 2

ОЦІНЮВАННЯ БІОМАСИ ЗА ДАНИМИ СУПУТНИКОВОЇ ЗЙОМКИ

2.1. Сенсори супутників дистанційного зондування Землі (ДЗЗ)

На сьогодні існує широкий спектр доступних даних дистанційного зондування для оцінки НБМ різних екосистем: лісів, лісостепу, сільськогосподарських угідь, парків та урбанізованих територій. Сюди належать дані оптичних (пасивних) та радарних (активних) сенсорів із різною просторовою, спектральною та часовою роздільною здатністю – від локального до глобального масштабу, які надаються як на платній, так і на безоплатній основі [23]. Вибір відповідних супутникових даних залежить від мети дослідження та специфіки території вивчення, зокрема від її розміру, типу екосистеми та наявного бюджету для отримання точних оцінок НБМ. *Оптичне* та *радарне ДЗЗ* застосовують схожі підходи до аналізу, моделювання, картографування та моніторингу НБМ. Оптичні знімки ДЗЗ надають спектральну інформацію про горизонтальну структуру екосистеми, тоді як радарні знімки забезпечують інформацію про його вертикальну структуру завдяки здатності радіохвиль проникати крізь, наприклад, лісовий намет на певну глибину [24].

Аналізувати *оптичні* дані простіше, ніж дані радарного ДЗЗ, оскільки після калібрування та корекції знімків їх можна безпосередньо обробляти, інтерпретувати та отримувати з них інформацію подібно до звичайних фотографій. Будучи пасивними сенсорами, оптичні датчики ДЗЗ потребують джерела світла (наприклад, сонячного), тому якість зображень залежить від погодних умов та денного освітлення. Ці сенсори фіксують випромінювання у різних діапазонах електромагнітного спектра, особливо на довжинах хвиль видимого світла та інфрачервоного випромінювання. Оптичні сенсори ДЗЗ реєструють відбивну здатність земних об'єктів у *видимому* (синій, зелений та

червоний, тобто RGB-діапазоні) та *інфрачервоному діапазонах* (ближній інфрачервоний – NIR і короткохвильовий інфрачервоний – SWIR). Видимий та ближній інфрачервоний (VNIR), а також SWIR є довжинами хвиль, найбільш чутливими до характеристик рослинності.

Дані *оптичного ДЗ* широко використовуються для оцінки НБМ різних типів екосистем, наприклад, у помірних, середземноморських, субтропічних та бореальних лісах. У дослідженнях з оцінки біомаси на глобальному, регіональному та локальному рівнях застосовувалися сенсори з різною просторовою роздільною здатністю: низькою (100–1000 м) та середньою (10–100 м), такі як **MODIS** [25], **Landsat ETM+**, **SPOT** та, з недавнього часу, **Sentinel-2** [27]. Сенсори надвисокої просторової роздільної здатності (<1 м), такі як **IKONOS**, **Quickbird II**, **WorldView-2**, мають перевагу над сенсорами низької та середньої роздільної здатності, попри їхню високу вартість. Вони забезпечують детальніший просторовий масштаб із вищою тематичною точністю та роздільною здатністю, що дозволяє використовувати їх для доповнення даних наземного дослідження екосистеми.

Завдяки безперервності накопичення даних та широкому просторовому охопленню, оптичне ДЗЗ дозволяє здійснювати моніторинг та оцінку динаміки біомаси з плином часу. Однак, попри повсюдне використання даних оптичного ДЗЗ для оцінки НБМ, їхнє застосування обмежене слабкою здатністю проникати крізь хмари та лісовий намет, а також проблемою насичення даних (ефектом насичення сигналу) в лісах і парках із високою щільністю біомаси [28].

Навпаки, інтерпретація даних *радарних сенсорів ДЗЗ* – а саме знімків радіолокаторів із синтезованою апертурою (SAR) та лідарів (LiDAR) – не завжди є очевидною. Це пов'язано з тим, що їхній сигнал реагує на характеристики поверхні, такі як структура та вологість, і, як наслідок, має неінтуїтивну геометрію бічного огляду. Попри це, радар надає набагато більше інформації, ніж просто зображення для візуального аналізу. Це зумовлено тим, що для кожного пікселя він містить два значення даних:

амплітуду (величину сигналу, що є аналогом зображення, отриманого оптичним сенсором) та *фазу* (яку неможливо інтерпретувати візуально). Оскільки радар є активним сенсором, його перевага полягає в наявності власного джерела випромінювання, що дозволяє йому працювати цілодобово.

Сенсори SAR використовуються для оцінки НБМ екосистем з метою доповнення характеристик спектральної відбивної здатності рослинності в оптичному діапазоні, і вони є надзвичайно корисними в регіонах, які часто вкриті хмарами [29]. Ці сенсори чутливі до вмісту води в рослинності та реєструють інформацію незалежно від погодних умов за рахунок взаємодії радарних хвиль із розсіювальними елементами дерев [26]. Найбільш поширеними методами в дослідженнях біомаси з використанням даних SAR є регресія на основі амплітуд зворотного розсіювання та інтерферометрія на основі амплітуд і фаз зворотного розсіювання. Важливими факторами, що впливають на коефіцієнт зворотного розсіювання, є довжина хвилі (наприклад, К-, Х-, С-, L-, Р-діапазони), поляризація (наприклад, HH, VV, HV, VH), кут падіння, тип підстильної поверхні та властивості рельєфу (наприклад, шорсткість і діелектрична проникність).

Короткохвильові діапазони Х та С взаємодіють лише з інформацією про поверхневий шар, наприклад, лісового або паркового намету, тому вони є більш придатними для оцінки НБМ в районах із низьким рівнем біомаси. Довгохвильові діапазони L та Р краще підходять для оцінки НБМ густих лісів із відносно високою щільністю біомаси, оскільки вони демонструють більшу взаємодію з елементами лісу, такими як гілки, стовбури та ґрунт під наметом, а також дозволяють визначати висоту лісового намету за допомогою поляриметричної інтерферометрії [26].

Інформація про поляризацію може бути лінійною та перехресною. Лінійну поляризацію отримують шляхом лінійного передавання та прийому сигналу – горизонтального (H) та вертикального (V), відповідно HH та VV. У разі перехресної поляризації сигнали передавання та прийому відрізняються, тобто HV та VH. Перехресно-поляризоване зворотне розсіювання VH

вважається таким, що має найбільший динамічний діапазон і найвищу кореляцію з біомасою [26]. У випадку лінійної поляризації на зв'язок між біомасою та зворотним розсіюванням можуть впливати ґрунтові умови. Зворотне розсіювання HH походить переважно від розсіювання за схемою «стовбур-ґрунт», тоді як зворотне розсіювання VV є результатом як об'ємного, так і ґрунтового розсіювання.

Сенсори SAR використовувалися в багатьох дослідженнях з оцінки НБМ різних екосистем, зокрема в саванних рідколіссях, листопадних широколистяних і мішаних широколистяно-хвойних лісах, тропічних торф'яно-болотних лісах, тропічних саванах і рідколіссях, листопадних лісах помірної зони, тропічних дощових лісах, хвойних лісах помірної зони, а також у мішаних і листопадних бореальних лісах [27]. На сьогодні діє значна кількість поточних місій SAR від різних агентств, а саме: **Sentinel-1A,B**, **ALOS-2**, **SAOCOM-1A,B**, **COSMO-SkyMed SG** та **PAZ**. Для ретроспективного аналізу можна використовувати дані таких сенсорів, як **ERS-1,2**, **JERS**, **Envisat**, **Radarsat-1,2**, **ALOS**, **TerraSAR-X** та **TanDEM-X**. Однак, попри позитивну кореляцію з параметрами структури екосистеми, дані SAR також можуть мати проблеми з насиченням.

Проблеми насичення сигналу можуть виникати в різних типах помірних, бореальних та тропічних лісів і залежать від довжини хвилі (для L-діапазону межа становить близько 100–150 т/га та 250 т/га), поляризації, характеристик структури деревостану та ґрунтових умов. Крім того, оцінювати НБМ виключно за даними SAR складно, оскільки ці дані надають інформацію про шорсткість підстильної поверхні й не дозволяють розрізняти типи рослинності [30].

LiDAR – це активний метод сенсорного ДЗЗ, система якого складається із лазера, сканера та спеціалізованого GPS-приймача. Він використовується на космічних апаратах і супутниках для *космічного лазерного сканування (SLS)*, на повітряних суднах для *повітряного лазерного сканування (ALS)* – що є найбільш поширеним підходом у

лісівництві, - а також на наземному рівні для *наземного лазерного сканування* (TLS). LiDAR використовує імпульсне лазерне світло для вимірювання дальності (змінних відстаней) до об'єктів на Землі. Різниця в часі повернення сигналу та довжині хвиль лазера слугує для розрахунку пройденої відстані, яка згодом перераховується у висоту (абсолютну або відносну). Ці вимірювання генерують хмару точок, яка дозволяє створити **тривимірне (3D) представлення** рослинності на основі визначення просторових координат X, Y та Z, а також забезпечує проникнення всередину лісового намету. Перевага повітряного лідара полягає в охопленні великих територій, що дозволяє застосовувати його на масштабних площах із мінімальним ефектом затінення (оклюзії) рельєфу рослинністю. Крім того, його сигнал не піддається насиченню навіть за дуже високих рівнів біомаси (>1000 Мг/га) [31].

LiDAR забезпечує точні вимірювання структурних параметрів рослинності, таких як висота, розмір крони, площа поперечного перерізу стовбурів (базальна площа), об'єм стовбурів та вертикальний профіль. Ці вимірювання слугують для характеристики намету або проективного покриття крон у трьох вимірах і, як наслідок, для оцінки лісової НБМ на будь-якій досліджуваній території. Лідарні метрики можуть бути вилучені як на основі окремих дерев, так і за площею (на рівні ділянок). Вилучення цих метрик залежить від типу сигналу повернення лазера (дискретний відлік чи повна форма хвилі – *discrete-return vs. waveform*), схеми сканування (сканування чи профілювання) та розміру плями сканування (мала чи велика). Дані LiDAR використовуються для оцінки лісової та лісостепової НБМ у поєднанні з даними інших сенсорів (оптичних та/або радарних) [25]. Крім того, лідарні дані є хорошим доповненням до матеріалів наземної таксації (інвентаризації) лісу та лісостепу, оскільки вони фіксують просторову мінливість і можуть бути отримані оперативно на великих за площею або важкодоступних територіях. Однак обмежена доступність та висока вартість цих даних перешкоджають їхньому масштабному застосуванню [32].

Інтеграція багатоджерельних даних ДЗЗ, тобто оптичних, даних SAR та/або LiDAR, є важливою для покращення оцінки НБМ, оскільки в такому разі об'єднується більше інформації про структурні особливості екосистеми, ніж за умови використання лише одного сенсора. Можливості інтеграції кількох джерел даних для отримання більш точних оцінок НБМ екосистем досліджувалися багатьма авторами [33,34,35]. Таким чином, переваги кожного окремого сенсора виходять на перший план, нівелюючи їхні недоліки. Менше з тим, *для підвищення точності моделі оцінки НБМ дані ДЗЗ обов'язково мають бути доповнені результатами польових (наземних) вимірювань біомаси, які використовуються як навчальна та валідаційна вибірки* [25].

2.2. Дані, що отримуються на основі супутникової інформації, які використовуються для прогнозування потенціалу надземної біомаси для виробництва біогазу

У дослідженнях з оцінки лісової AGB для побудови точних прогностичних моделей важливо інтегрувати різні типи незалежних змінних, отриманих за допомогою пасивних та активних сенсорів. До них належать *вихідні спектральні канали* (смуги), *трансформовані знімки*, *вегетаційні індекси* та *текстурні змінні* (таблиця 2.1).

Спектральні канали (наприклад, VNIR та SWIR) відображають структуру, текстуру та тіні рослинності, що пов'язано з клітинною структурою листя та рослинними пігментами, які корелюють з НБМ [25]. Довжини хвиль у діапазоні VNIR більш чутливі до пігментів та загального стану здоров'я лісового намету, тоді як діапазон SWIR фіксує багато біохімічних характеристик, питому масу листя (на одиницю площі), а також дозволяє розрізняти вміст вологи в ґрунті та рослинності [25]. У червоному (Red) діапазоні відбувається поглинання світла хлорофілом, тоді як у ближньому

інфрачервоному (NIR) діапазоні спостерігається виражене відбиття клітинами мезофілу. Зелений (Green) канал пов'язаний із "зеленню" рослинності, відображаючи інтенсивність поглинання енергії синього та червоного діапазонів листям рослин та інтенсивність відбиття енергії зеленого діапазону. З іншого боку, гіперспектральні сенсори дозволяють отримувати велику кількість вузьких суміжних спектральних каналів і можуть точно розрізняти положення довжини хвилі та форму спектральних ознак поглинання.

Таблиця 2.1.

Змінні, отримані на основі даних оптичних та активних сенсорів, що використовуються для оцінювання надземної біомаси лісу або лісостепу

Сенсор ДЗЗ	Змінна	Характеристика
Оптичний	Спектральні змінні	Спектральні канали, вегетаційні індекси та трансформовані зображення (аналіз головних компонент, перетворення, текстурна фільтрація)
	Просторові змінні	Текстурні зображення (контрастність, однорідність, ентропія)
Радарний	Сенсори SAR	Коефіцієнти зворотного розсіяння, текстурні зображення, інтерферометрія SAR та поляриметрична інтерферометрія SAR
	LiDAR	Лідарні метрики на основі статистичних показників хмар точок або розрахункових продуктів (наприклад, висота намету лісу або окремі дерева)

Трансформовані знімки використовуються для зменшення розмірності даних, що необхідно для оптимальної продуктивності моделей, шляхом створення нових змінних на основі оптичних мультиспектральних даних [24]. Існує кілька методів перетворення зображень, такі як *аналіз головних компонент* (PCA), *перетворення мінімальної шумової фракції* (MNF) та перетворення Tasseled Cap (Tasseled Cap Transform (TCT), "оксамитовий капелюх").

Аналіз головних компонент PCA є найбільш часто використовуваним перетворенням зображень для посилення інформації про зміни в пакетах даних із різних сенсорів; воно вловлює максимальну дисперсію, генеруючи новий зменшений набір каналів, у яких концентрується інформація і які мають слабку кореляцію між собою. Для n каналів мультиспектральних даних перша головна компонента (PC1) містить найбільший відсоток загальної дисперсії зображення, а кожна наступна компонента (PC2, PC3...PC n) містить усе менший відсоток дисперсії сцени [36].

Перетворення мінімальної шумової фракції MNF – це лінійне перетворення даних відбивної здатності гіперспектральних знімків та зображень із високою спектральною роздільною здатністю, яке застосовується для визначення внутрішньої (істинної) розмірності даних зображення, відокремлення шуму в даних та зменшення обчислювальних вимог для подальшої обробки. MNF складається з двох послідовних поворотів PCA (аналізу головних компонент), які відокремлюють шум від корисних даних. Перший поворот полягає в так званому процесі «вибілювання шуму» (noise whitening), під час якого головні компоненти коваріаційної матриці шуму використовуються для декореляції та масштабування шуму в даних, що дозволяє отримати трансформовані дані. Трансформовані дані шуму мають одиничну дисперсію та відсутність міжкінетичної кореляції (кореляції між каналами). Під час другого повороту використовуються головні компоненти, отримані в результаті процесу вибілювання шуму та масштабовані за його середньоквадратичним відхиленням. Внутрішня розмірність даних другого перетворення визначається шляхом аналізу фінальних власних значень (eigenvalues) та відповідних їм зображень. Таким чином, перетворення MNF дозволяє зменшити розмірність даних гіперспектральних знімків, усунути кореляцію між каналами та впорядкувати компоненти відповідно до якості зображення [37].

Перетворення TCT (Tasseled Cap) – це конвертація вихідних каналів зображення у новий набір каналів за допомогою ортогонального перетворення

з чітко визначеною інтерпретацією, що є корисним для картографування рослинності та безпосередньо пов'язано з важливими фізичними параметрами рослинного покриву. ТСТ базується на концепції, схожій на PCA, де виконуються лінійні комбінації вихідних каналів зображення. Канали Tasseled Cap формуються як сума добутку першого каналу зображення на константу, другого каналу на константу і так далі. Коефіцієнти, що використовуються для створення каналів Tasseled Cap, отримують статистичним шляхом на основі знімків та емпіричних спостережень, і вони є специфічними для кожного окремого сенсора. ТСТ має на меті стиснути спектральні дані у кілька каналів, пов'язаних із фізичними характеристиками сцени, з мінімальною втратою інформації [38]. Потім ці канали корелюють, ортогонально трансформуючи їх у нову систему осей, пов'язаних із фізичними ознаками. Отримані спектральні ознаки складаються з трьох осей, визначених як яскравість (brightness), зелень (greenness) та вологість (wetness), які безпосередньо пов'язані з важливими фізичними параметрами. Яскравість – перша ознака ТСТ – є зваженою сумою всіх каналів і пов'язана з оголеним або частково вкритим ґрунтом, природними та антропогенними об'єктами, а також змінами рельєфу [36]. Зелень – друга ознака ТСТ – є мірою контрасту між ближнім інфрачервоним (NIR) каналом та каналами видимого діапазону й пов'язана з кількістю рослинності на знімку. Вологість – третя ознака ТСТ – є ортогональною до перших двох компонент і пов'язана з вологістю лісового намету та ґрунту. Перетворення ТСТ було розроблено у 1972 році для мультиспектрального сканера **Landsat (MSS)** з метою розуміння закономірностей росту рослин, вологості ґрунту та інших гідрологічних особливостей у спектральному просторі, сформованому комбінаціями різних каналів, проте воно адаптоване і до сучасних сенсорів.

Вегетаційний індекс – це спектральне перетворення щонайменше двох каналів, спрямоване на посилення вкладу характеристик рослинності у зображення. Величезна різноманітність вегетаційних індексів розраховується на основі співвідношення між двома або більше каналами для контрастування

високого поглинання листовими пігментами (хлорофілами, каротиноїдами та ксантофілами) у видимій області спектра (400–700 нм), високого відбиття листям у *ближній інфрачервоній області* (NIR, 700–1300 нм) та помірного поглинання води в *короткохвильовій інфрачервоній області* (SWIR, 1300–2100 нм). Для оцінки надземної біомаси НБМ використовується широкий спектр вегетаційних індексів (Додаток А).

Двома найпоширенішими вегетаційними індексами, що застосовуються для оцінки НБМ екосистеми, є NDVI та SR [39]. NDVI – це частка від ділення різниці ближнього інфрачервоного (NIR) та червоного (Red) каналів на їхню суму, де хлорофіл поглинає червоне світло, тоді як мезофільна структура листка розсіює ближнє інфрачервоне. SR – це співвідношення між NIR та RED, яке має на меті зафіксувати контраст між червоним та ближнім інфрачервоним каналами для пікселів, зайнятих рослинністю. Обидва вегетаційні індекси демонструють хороший зв'язок із оцінкою AGB, отриманою на основі даних супутникових знімків у різних типах лісів [39]. Крім того, вміст вологи в наметі лісу, лісопарку або екосистеми можна кількісно оцінити за допомогою водних вегетаційних індексів, зокрема NDWI, який розраховується на основі каналів NIR та SWIR [41].

Текстура – це ознака, яка використовується для ідентифікації об'єктів або досліджуваних областей на зображенні [45] на основі математичного аналізу просторових закономірностей. *Текстура характеризується визначенням локальної просторової організації просторово змінних спектральних значень, яка повторюється в області більшого просторового масштабу.* Варіації цих масштабів у значеннях зображення, що формують текстуру, зазвичай зумовлені фундаментальними фізичними змінами ландшафту, які змінюють його відбивну або випромінювальну здатність. Методи текстурного аналізу можуть застосовуватися для отримання кількісних показників, що є високочутливими до базових процесів змін.

Однак, оскільки текстура має багато різних вимірів, не існує єдиного універсального методу її представлення, який підходив би для всього різноманіття текстур. Є кілька методів виділення текстур із зображень ДЗЗ; утім, вимірювання текстури на основі *матриці просторової суміжності рівнів сірого (GLCM)* [45] є одним із найпоширеніших при оцінці НБМ екосистеми [40]. Виділення відповідних описів текстури передбачає вибір розміру рухомого вікна, що в методі GLCM є ключовим параметром текстурного аналізу. Теоретично, дисперсія та контраст повинні зростати зі збільшенням розміру та зміщення вікна, доки не буде досягнуто розміру текстурованих об'єктів.

Загалом, малі вікна дають більш зашумлені оцінки дескриптора текстури, але зберігають високу просторову роздільну здатність, тоді як більші вікна посилюють помилки оцінювання поблизу меж просторових об'єктів. Через різноманітність об'єктів на зображенні для розрахунку текстурних параметрів не слід використовувати фіксоване вікно. Оцінювання текстурних параметрів має виконуватися на основі напрямлено-інваріантних показників, які є середніми значеннями текстурних характеристик для чотирьох напрямків (0°, 45°, 90° та 135°). Крім того, з 14 статистичних текстурних показників, запропонованих автором [43], виділяють 8 найважливіших для аналізу знімків ДЗЗ:

- кутовий другий момент (енергія контексті текстур [43]);
- контраст;
- дисперсія;
- однорідність;
- кореляція;
- ентропія;
- середнє значення;
- відмінність (дисиміляція) [40].

Інформативність кожного з цих текстурних показників залежить від типу аналізованого зображення відповідно до спектрального діапазону,

просторової роздільної здатності та характеристик виявлених об'єктів (розміру, форми та просторового розподілу). До того ж при роботі зі складною структурою (наприклад, лісу) текстурні зображення демонструють більш тісний зв'язок із біомасою, ніж вихідні спектральні канали [40].

2.3. Алгоритми прогнозування надземної біомаси (НБМ) екосистем

Оцінка надземної біомаси лісу (НБМ) за даними дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) зазвичай здійснюється через опосередкований зв'язок між спектральною відповіддю (вихідними або трансформованими каналами давачів) та розрахунками НБМ на основі польових вимірювань, що дозволяє екстраполювати зібрані польові дані на більші масштаби. Для оцінки НБМ екосистеми можуть застосовуватися різні методи прогнозування. Найбільш уживаними методами є *моделі лінійної та множинної регресії* [45]. Проте останніми роками все більшого поширення набувають *методи машинного навчання*, такі як "випадковий ліс" (RF), *опорні вектори* (SVM) та *штучні нейронні мережі* (ANN) [44].

Моделі лінійної та множинної регресії є параметричними алгоритмами, які припускають наявність лінійного зв'язку між залежною (тобто НБМ) та незалежними (отриманими з ДЗ) змінними. *Проста лінійна регресія* встановлює зв'язок між залежною та однією незалежною змінною. Якщо існує зв'язок між двома або більше незалежними змінними, регресія називається *множинною лінійною регресією*. *Множинні регресії* можуть бути як лінійними, так і нелінійними. Цей тип регресії також дозволяє визначити відносний внесок кожної з незалежних змінних у загальну пояснену дисперсію та пояснену варіацію моделі. Попри те, що параметричний алгоритм є простим методом розрахунку зв'язку між змінними ДЗ та НБМ екосистеми, цей зв'язок не є простою глобальною лінійною залежністю,

оскільки на нього впливає безліч чинників (наприклад, для лісу – це вік лісу, видовий склад дерев та їхня висота). Тому для визначення відповідних змінних ДЗ, які демонструють тісні зв'язки з НБМ екосистеми, доцільно застосовувати *модель покрокової регресії* [45].

Серед існуючих *непараметричних алгоритмів* будуть описані лише ті, які найчастіше застосовуються для прогнозування та оцінки AGB лісу за даними ДЗ, а саме: "*випадковий ліс*" (*RF*), *опорні вектори* (*SVM*) та *штучні нейронні мережі* (*ANN*), **тобто методи машинного навчання** [32]. Непараметричні алгоритми є більш гнучкими, ніж параметричні, і дозволяють створювати складніші моделі нелінійної НБМ. Ці методи машинного навчання є надійнішим інструментом для оцінки біомаси, оскільки *вони не мають заздалегідь визначеної структури моделі – її структуру визначають безпосередньо самі дані*.

RF (*англ.* Random forest – "**Випадковий ліс**") – це метод класифікації та регресії в машинному навчанні, який під час навчання створює величезну кількість некорельованих дерев рішень, після чого може проводитися голосування за найбільш точне дерево. Крім того, методи, засновані на деревах регресії, мають вищий потенціал для виявлення нелінійних зв'язків між залежними та незалежними змінними. Ця перевага є суттєвою для досліджень на основі ДЗ, де дані часто демонструють слабку лінійну залежність із НБМ, а самі змінні можуть бути колінеарними [44]. Перевагою RF є також можливість використання даних із багатьох різних джерел для великих досліджуваних територій [32].

SVM (*метод опорних векторів*) – це алгоритм машинного навчання, який аналізує дані, що використовуються для класифікації та регресійного аналізу. Цей алгоритм на основі набору навчальних прикладів із визначеними категоріями будує модель, яка відносить нові приклади до тієї чи іншої категорії. SVM формує правило лінійного розділення між прикладами у просторі вищої розмірності, створеному за допомогою функції відображення в навчальних вибірках. Цей алгоритм має здатність використовувати малі

обсяги навчальних вибірок для отримання відносно точних оцінок біофізичних параметрів лісу за даними дистанційного зондування [32].

ANN (штучна нейронна мережа) є важливою непараметричною моделлю для оцінки параметрів екосистеми, яка імітує асоціативну пам'ять тваринного мозку [46]. Цей алгоритм навчається шляхом обробки прикладів, які мають один або кілька входів (незалежні змінні з різних джерел даних, таких як ДЗ та допоміжні дані) і відомі результати, встановлюючи асоціації за ймовірністю, що сприятимуть "навчанню". Ці асоціації зберігаються в сітчастій структурі даних мережі. Після отримання кількох прикладів мережа здатна прогнозувати результати на основі входів, використовуючи раніше встановлені асоціації. Таким чином, чим більша кількість прикладів, тим вищою буде точність прогнозів ANN. Проте зв'язок між залежною та незалежною змінною не піддається легкій інтерпретації [32].

Точні прогностичні моделі НБМ екосистем, наприклад, лісів та парків, мають велике значення для лісоуправління та пом'якшення наслідків зміни клімату. Загалом існує три поширені методи валідації оцінки НБМ екосистеми. За даними авторів [32], **перший метод** полягає у відборі набору пробних площ за допомогою випадкового, систематичного та стратифікованого випадкового відбору. Пробні площі випадковим чином діляться на дві підмножини. Одна з підмножин використовуватиметься для навчання моделі (наприклад, 75% даних), тоді як інша – для калібрування (валідації) моделі (наприклад, 25% даних). У цьому випадку обидві підмножини формуються з однієї й тієї ж вибірки пробних площ, що може призвести до завищення оцінки точності. **Другий метод** – це крос-валідація (перехресна перевірка), де набір пробних площ відбирається за допомогою одного з попередніх методів. Тут одна пробна площа вилучається, тоді як решта площ використовуються для розробки моделі оцінки НБМ екосистеми. Цей метод має перевагу, схожу на першу, однак він забезпечує надійнішу оцінку точності. **Третій метод** передбачає використання незалежного набору

пробних площ, зібраних відповідно до схеми вибірки. Проте, попри теоретичну надійність, цей метод є дорожчим.

Статистичні показники точності часто виражаються через *коефіцієнт детермінації* (R^2) – міру того, наскільки добре прогнози моделі пояснюють дисперсію цільової змінної у валідаційному наборі, та *середньоквадратичну похибку* (СКП) – часто використовувану міру, яка вказує на абсолютну відповідність моделі даним (тобто наскільки близькі спостережувані точки даних до прогнозованих значень моделі). Показник СКП є хорошою мірою того, наскільки точно модель прогнозує відгук, і є найважливішим критерієм відповідності, якщо головною метою моделі є прогнозування [47]. Загалом, високе значення R^2 і низьке значення СКП свідчать про хороше узгодження між розробленою моделлю та даними пробних площ.

Таким чином, отримання точної прогностичної моделі для оцінки НБМ екосистеми є важливим для надання цінної інформації з метою кращої підтримки стратегій сталого управління екосистемою, спрямованих на пом'якшення наслідків зміни клімату та збереження численних екосистемних послуг, які надають ліси, лісо-парки та урбанізовані території.

В умовах воєнного стану, коли наземний доступ до агроугідь та лісових масивів лісостепової зони критично обмежений через мінування та загрози обстрілів, запропоновано комплексний підхід на основі супутникової зйомки. Система дозволить не лише ідентифікувати аграрну сировину, а й оперативно оцінювати обсяги лісових відходів, чагарникової біомаси та деревини, пошкодженої лісовими пожежами. Це забезпечить безперебійну логістику розподіленої біогазової генерації, сприятиме очищенню та рекультивації екосистем і посилить загальну енергетичну стійкість держави.

2.4. Висновки по 2 розділу

Протягом останніх десятиліть відбулося вдосконалення супутникових даних від розріджених знімків із низькою роздільною здатністю до даних із середньою та високою просторовою роздільною здатністю, що дозволило підвищити точність оцінки НБМ екосистем на локальному, національному та глобальному рівнях. Останнім часом, із запуском супутників сімейства **Sentinel**, з'явилася можливість створювати точніші прогностичні моделі для оцінки НБМ екосистем завдяки наявності даних із кращою просторовою (канали з роздільною здатністю 10, 20 та 60 м) і спектральною роздільною здатністю, а також 5-денному періоду повторного прольоту цих супутників порівняно з іншими безкоштовними комерційними супутниковими даними, такими як **Landsat** або **MODIS** [34]. Наприклад, знімки Landsat із просторовою роздільною здатністю 30 м містять багато змішаних пікселів, і один піксель може охоплювати різні види та різновікову рослинність. Крім того, для отримання точної моделі оцінки НБМ екосистеми як навчальні та калібрувальні дані слід використовувати велику кількість якісних польових вимірювань, отриманих на основі даних пробних площ для даного типу екосистеми [48] та/або даних LiDAR [49].

Останнім часом у дослідженнях з оцінки НБМ екосистем використовується поєднання оптичних та радарних даних. Інтеграція різних джерел даних дистанційного зондування продемонструвала підвищення точності прогностичних моделей оцінки НБМ екосистем. Таким чином, залучення структурних параметрів екосистеми з даних SAR дозволяє подолати проблеми змішаних пікселів та насичення даних, притаманні оптичним знімкам [27]. Наприклад, автор [50] зауважив, що ефективність моделі для оцінки біофізичних властивостей екосистеми покращилася завдяки можливостям спільного використання даних Landsat TM та SAR. З іншого боку, автори [33] під час картографування НБМ екосистем виявили вищу

точність прогнозування НБМ при поєднанні оптичних і SAR давачів (**Sentinel-1** та **Sentinel-2**), ніж при їх окремому використанні, хоча, у деяких випадках, оптичні давачі дають кращі результати оцінки НБМ екосистем, ніж SAR, за умови їх індивідуального використання, попри недостатню чутливість оптичних даних до НБМ після, наприклад, змикання лісового намету та заважаючий вплив трав'яного покриву в лісостепах та лісах.

Останніми роками у прогностичних моделях для оцінки НБМ екосистем почали застосовувати алгоритми машинного навчання на основі дерев рішень замість традиційних параметричних регресійних моделей [34]. Алгоритми машинного навчання (наприклад, ANN) продемонстрували перевагу над регресійними алгоритмами завдяки своїй універсальності та гнучкості. Цю перевагу спостерігали автори [51]: під час порівняння з двома параметричними моделями (моделлю лінійної регресії та лінійною регресією з комбінованими змінними) дві непараметричні моделі (RF та ANN) забезпечили суттєво вищу точність оцінки НБМ екосистем, тобто вищий коефіцієнт детермінації (R^2) та нижчу середньоквадратичну помилку. Інші автори підтверджують це твердження, показуючи, що непараметричні моделі мають більшу здатність краще вловлювати неоднорідність НБМ екосистем порівняно з параметричними моделями [40]. Серед усього різноманіття методів машинного навчання алгоритм RF виявився одним із найкращих методів для класифікації та регресії, оскільки він забезпечує високу точність оцінки НБМ екосистем, високу швидкість обчислень, робастність (стійкість) та здатність прогнозувати важливість змінних як за використання оптичних, так і SAR даних [27, 34]. Також було показано, що RF підходить для аналізу великих наборів даних, тоді як інші непараметричні алгоритми, такі як регресія опорних векторів (SVR), є більш придатними для використання з малими наборами даних та для оцінки НБМ трав'янистих угруповань і чагарників. Проте, незалежно від застосованого в моделі алгоритму (наприклад, лінійна регресія, RF чи ANN), незалежні змінні, схоже, мають вирішальне значення для отримання точних оцінок НБМ екосистем [27].

Прогностичні моделі здатні досліджувати та ранжувати показники важливості змінних при оцінці НБМ екосистем. Текстурні ознаки оптичних (спектральних) даних та SAR (даних зворотного розсіювання), спектральні вегетаційні індекси, а віднедавна й біофізичні змінні, отримані з супутника Sentinel-2 (наприклад, LAI – індекс листової поверхні, FVC – частка проективного покриття рослинністю та FAPAR – частка поглиненої фотосинтетично активної радіації), вважаються найважливішими змінними для оцінки AGB лісу [27]. Вихідні спектральні канали формують прогностичні моделі з нижчою точністю, ніж моделі, у яких використовуються вегетаційні індекси, трансформовані зображення та текстурні ознаки. Проте автори [33] показали, що короткохвильові інфрачервоні канали (SWIR) є важливими у прогностичних моделях оцінки НБМ в напівпосушливих (семіаридних) регіонах. Крім того, інтеграція змінних (наприклад, мультиспектральних каналів, трансформованих зображень, вегетаційних індексів та текстурних ознак) оптичних і SAR-сенсорів забезпечує точніші прогностичні моделі оцінки НБМ екосистем [32], ніж використання лише простих каналів зворотного розсіювання (SAR) та спектральних каналів (оптичних даних) [27].

Одними з найважливіших змінних для оцінки НБМ екосистем є **вегетаційні індекси**, про що повідомляють кілька авторів, зокрема [37,52]. Останніми роками, завдяки мультиспектральному приладу (MSI) на борту супутника Sentinel-2, з'явилися два відносно нові вегетаційні індекси – NDI45 та IRECI (Додаток А). Обидва нові вегетаційні індекси використовують переваги спектральних каналів крайньої червоної області (Red-edge) супутника Sentinel-2 (канал 5 = 705 нм; канал 6 = 740 нм; канал 7 = 783 нм) для зменшення впливу проблеми насичення в лісах із високою щільністю НБМ [33]. Індекс NDI45 подібний до NDVI, але вихідний NIR-канал (800 нм) [42] у ньому замінено на новий Red-edge канал (канал 5), тоді як червоний канал (канал 4, 665 нм) залишено без змін. З іншого боку, індекс IRECI використовує три доступні канали Red-edge супутника Sentinel-2 і менше акцентує увагу на червоному каналі, щоб уникнути проблеми насичення.

Отже, інтеграція різних джерел даних ДЗЗ (а саме: спектральних каналів, трансформованих зображень, **вегетаційних індексів** та текстурних ознак) демонструють хорошу кореляцію з НБМ екосистем. Канали видимої та ближньої інфрачервоної областей спектра (VNIR) є найважливішими для розрахунку більшості вегетаційних індексів. При використанні даних Sentinel-2 наявні канали крайньої червоної області (Red-edge) забезпечують зниження ефекту насичення в екосистемах із високою щільністю НБМ.

РОЗДІЛ 3

ПРОГНОЗУВАННЯ БІОМАСИ ЗА ДОПОМОГОЮ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ SENTINEL-2 ТА ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Екосистеми України (лісова зона, лісостеп та степ) зазнають інтенсивного антропогенного тиску внаслідок розширення товарного сільського господарства та екстенсивного тваринництва. Це призводить до втрати середовищ існування, зниження біорізноманіття, виснаження біомаси та збільшення викидів CO₂. Починаючи із 2022 року українські території зазнають руйнівного впливу війни за рахунок використання великої кількості вибухівки та пожеж, що отруює ґрунти і екосистеми і з часом потребуватиме рекультивації цілих регіонів країни.

В усіх регіонах України переважає чітко виражений сезонний клімат і широке розмаїття типів рослинності. Ці типи рослинності варіюються від відкритих степів, які отримують велику кількість сонячної радіації, до густих лісових масивів із щільнішим куполом (наметом лісу), вищим рівнем вологості повітря та значним вмістом вологи в ґрунті.

Окрім багатого рослинного покриву, лісові та лісостепові регіони України, що має виняткове екологічне та біологічне значення, є середовищем існування для величезної кількості видів. Однак це біорізноманіття перебуває під загрозою через війну та експансію сільськогосподарських культур, що призводить до масового знеліснення. Наслідком зростання темпів вирубки лісів є помітне скорочення площ природної рослинності та запасів біомаси.

Лісова біомаса є критично важливим фактором для оцінювання здатності цих екосистем до секвестрації вуглецю та визначення їхнього вуглецевого балансу. Точне оцінювання *надземної біомаси* (НБМ, *AGB*) має вирішальне значення для розуміння колообігу вуглецю, його впливу на кліматичні зміни, а також на наземні екосистеми та біорізноманіття [54].

Оцінювання біомаси на основі даних *дистанційного зондування Землі* (ДЗЗ) широко застосовується на глобальному, регіональному та локальному рівнях. Протягом останніх років цей підхід суттєво вдосконалився [55], замінивши собою традиційні методи визначення НБМ. Він дозволяє проводити часовий (темпоральний) аналіз стану навколишнього середовища та наземного покриву [55], а в разі зміни характеру землекористування – суттєво допомагає у виявленні, квантифікації та розумінні динаміки поведінки рослинності з плином часу.

Для точного оцінювання вуглецевої біомаси було розроблено та застосовано кілька підходів. Автори роботи [56] точно оцінили надземну біомасу та запас деревостану в Хінтоні (США), застосували методологічний підхід, заснований на кореляції структурних характеристик лісу, отриманих під час польових досліджень, та супутникових знімків **Landsat ETM+**. У дослідженні [57] успішно квантифіковано живу надземну лісову біомасу в штатах Аризона та Міннесота з використанням знімків **Landsat** і даних інвентаризації лісів. Автори [58] проаналізували знімки Landsat 8 для оцінювання надземної біомаси у водозбірному басейні Умгені (Південна Африка). У роботі [59] було застосовано моделі дерев регресії з бустингом (*boosted regression tree*), польові дані та комбіновані різнодати за часом знімки з супутника **Sentinel-2** і **радіолокатора з синтезованою апертурою (SAR)**, що дозволило оцінити надземну біомасу та лісовий покрив.

У дослідженнях, проведених авторами [60], було об'єднано **вегетаційні індекси**, отримані за допомогою датчика *Vegetation* на борту супутника **SPOT-4** та **спектрорадіометра MODIS** (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), із кліматичними даними для оцінювання первинної продуктивності в Гарвардському лісі (Петерсхем, штат Массачусетс, США). У роботі [61] зафіксовано сильну позитивну кореляцію між **вегетаційними індексами** та **біомасою**. Інше дослідження [62] продемонструвало успішне оцінювання надземної лісової біомаси завдяки комбінуванню знімків **Landsat** та **MODIS**.

Нові технології, що базуються на машинному навчанні (*machine learning*) та штучному інтелекті, ще більше вдосконалили моделі прогнозування біомаси в усьому світі. Емпіричне моделювання з використанням алгоритмів глибокого навчання (*deep learning*) дозволило досягти високоточних результатів оцінювання НБМ на основі просторового розподілу вибірок польових даних без апіорних припущень. Наприклад, у роботі [63] було використано знімки Sentinel-2 та модель машинного навчання для оцінювання біомаси на півночі провінції Аньхой (Китай). Аналогічно, у дослідженні [64] застосовано радіолокаційні та оптичні знімки у поєднанні з підходом на основі глибокого навчання для оцінювання лісової біомаси в Тибеті (Китай). Автори статті [65] успішно поєднали штучну нейронну мережу (ШНМ) із вегетаційними індексами, отриманими зі знімків Landsat, для прогнозування надземної біомаси на дослідній ділянці в регіоні Амазонії. Проте такі моделі є складнішими для інтерпретації та потребують точних польових даних як вхідних параметрів.

Цей розділ присвячений розробці та застосуванню моделі для оцінювання надземної біомаси в перехідній зоні між лісом та лісостепом з використанням польових даних, дистанційного зондування та **штучних нейронних мереж (ШНМ)**. Мета полягає у точному оцінюванні НБМ за допомогою **безкоштовно доступних даних дистанційного зондування середньої просторової розрізненості** (супутникові знімки Sentinel-2) та ШНМ. Результати дослідження можуть полегшити подальший аналіз наслідків знеліснення (зменшення деревного покриву та збільшення частки трав'янистих видів) а також для ідентифікації сировини, що може бути використана як сировина для біогазових установок регіонів дослідження.

3.1. Вихідні дані для проведення досліджень

3.1.1. Опис регіону досліджень

Дослідний регіон охоплює загальну площу 18863,6 км² і розташований в центральній частині України на межі лісової та лісостепової зони.

Польові вимірювання проводилися на 12 пробних ділянках, кожна з яких має розміри 100м x 100м і розділена на 60 менших ділянок розміром 100м x 20м (рис. 3.1). Зазначені вимірювання виконувалися впродовж часу з липня по жовтень) у 2014, 2018, 2020 та 2021 роках [66]. Вибір цієї території обґрунтований її високою екологічною вразливістю та специфічними соціально-економічними характеристиками.

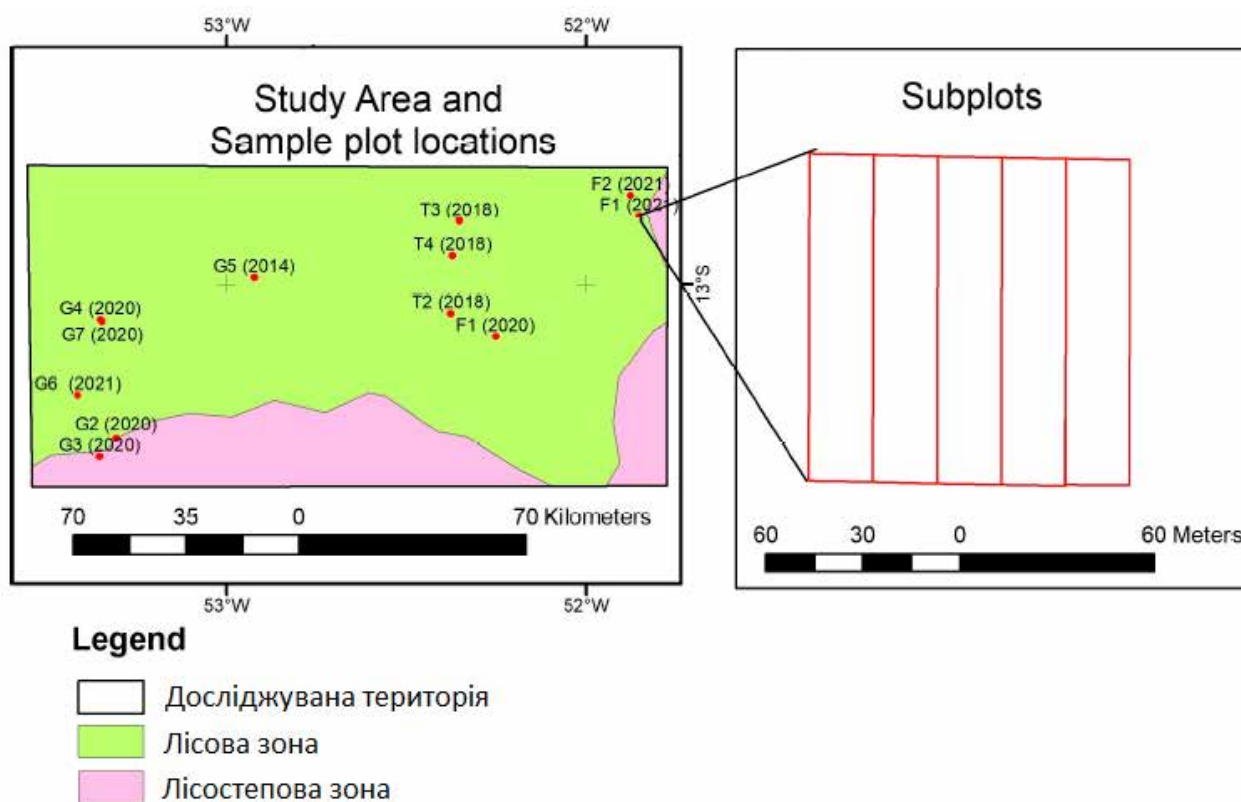


Рис. 3.1. Досліджуваний регіон розташований на межі лісової та лісостепової зони. Рік проведення збору даних (моніторингу) вказано чорним кольором над кожною пробною ділянкою на карті дослідної території

3.1.2. Дендрометричні змінні лісової інвентаризації

Лісотаксаційні інвентаризації проводилися дослідниками [66] у 2014 році (одна ділянка), 2018 році (три ділянки), 2020 році (п'ять ділянок) та 2021 році (три ділянки). Метою робіт був моніторинг рослинного покриву на постійних пробних площах у розрізі різних ярусів, типів ґрунтів, кліматичних зон та регіональних груп. Вибір проб здійснювався за рандомізованою схемою із використанням 12 облікових одиниць розміром 100м x 100м. Кожну одиницю було розділено на п'ять траншей (трансектів), що в результаті дало 60 субділянок розміром 100м x 20м (рис. 3.1). Лише одна облікова одиниця мала відмінні геометричні розміри, охоплюючи площу 180м x 60м із транsekтами розміром 36м x 60м. Для забезпечення надійності та достовірності даних було прийнято протокол вибірки, запропонований у роботі [67].

На кожній ділянці була зібрана детальна інформація про видовий склад, ботанічні родини, діаметри та висоту дерев. Для оцінювання базисної щільності деревини використовувалася база даних *ForestPlots.net*, яка містить відомості про понад 2000 різних видів рослин [68]. Розрахунок надземної біомаси виконувався у програмному забезпеченні Microsoft Excel із інтеграцією даних про діаметр стовбура на висоті 1,3м, загальну висоту дерева та базисну щільність деревини. Весь масив даних аналізувався відповідно до інструкцій міжнародної мережі *RAINFOR* та методологічних положень, описаних зазначеними авторами.

Додатково був проведений статистичний аналіз із використанням зібраних у польових умовах даних для дослідження варіації дендрометричних характеристик у межах досліджуваної території. Аналіз описових таблиць дозволив узагальнити та охарактеризувати змінні інвентаризації, що уможливило порівняння з аналогічними регіонами.

3.1.3. Лісова біомаса

Для ефективної розробки методів оцінювання *надземної біомаси* (НБМ, *AGB*) критично важливо отримати її безпосередні локальні оцінки на об'єкті, які в науковій практиці називаються вимірюваннями «*in situ*» (натурними або польовими вимірюваннями). Натурні оцінки слугують базовими опорними даними для калібрування та валідації алгоритмів, розроблених для розрахунку біомаси. Крім того, зібрані в польових умовах дані надають цінну інформацію для визначення різноманітних таксаційних характеристик дерев, включаючи площу поперечного перерізу стовбурів (суму площ перерізів) та загальну надземну та/або підземну біомасу. У даному аналізі дані лісової інвентаризації були використані для прогнозування надземної біомаси в перехідній зоні за допомогою даних дистанційного зондування та штучної нейронної мережі. Це прогнозування базується на рівнянні, запропонованому в роботі [69] для польових зразків лісу та лісостепу:

$$AGB = 0.0673 \times (Wd \times Ht \times DBH^2)^{0.976} \quad (3.1)$$

де *AGB* – надземна біомаса (НБМ), кг;

Wd – базисна щільність деревини для кожного виду дерев, г/см³;

Ht – загальна висота дерева, м;

DBH – діаметр стовбура дерева на висоті 1,3 м від поверхні ґрунту, см.

Крім того, був розрахований *AGB* (НБМ) для польових зразків лісу та лісостепу, використовуючи специфічне аллометричне рівняння, розроблене безпосередньо для умов лісостепу [70], яке має такий вигляд:

$$AGB = 0.4913 + 0.0291 \times DGH^2 \times Ht \quad (3.2)$$

де *DGH* – діаметр стовбура дерева у його основі (на рівні поверхні ґрунту), розрахований спеціально для дерев із діаметром 5 см і більше.

Оцінювання біомаси здійснювалося шляхом застосування аллометричних рівнянь із використанням індивідуальних таксаційних змінних дерев для кожної субділянки в межах пробних площ. Надалі отримані значення були нормалізовані на одиницю площі для перерахунку результатів у тонни на гектар (т/га).

3.1.4. Супутникові знімки Sentinel-2

У роботі використано знімки, отримані за допомогою **мультиспектрального оптико-електронного сенсора MSI** (*MultiSpectral Instrument*) на борту супутника **Sentinel-2**, який забезпечує отримання спектральних характеристик рослинного покриву. Цей сенсор фіксує випромінювання у червоному діапазоні спектра, що має вирішальне значення для ідентифікації стану рослинності через високе поглинання світла хлорофілом. Просторова розрізненість (роздільна здатність) супутника варіюється залежно від спектральних каналів:

- 10 м для видимого та ближнього інфрачервоного діапазонів;
- 20 м для каналів крайнього червоного спектра (*red edge*) та інших інфрачервоних каналів;
- 60 м для каналів водяної пари та перистих хмар.

Сенсор Sentinel-2 здійснює зйомку в 13 спектральних каналах у діапазоні довжин хвиль від 0,442 мкм до 2,202 мкм із періодичністю повторного знімання (ревізиту) кожні п'ять діб [71].

У цьому аналізі було використано загалом п'ять сцен Sentinel-2, отриманих у період з 2016 по 2021 рік, причому всі знімки виконувалися в серпні кожного року для мінімізації впливу сезонних чинників на вихідні продукти дистанційного зондування. Усі сцени, що повністю покривають досліджувану територію, є ортотрансформованими знімками рівня обробки *Level-1C*, які відображають спектральний коефіцієнт відбиття на верхній межі

атмосфери (*TOA – Top of Atmosphere*). Дата їхнього отримання збігалася з роками проведення лісової інвентаризації – 2018, 2020 та 2021 роками. Єдиним винятком став знімок, отриманий у 2016 році, який було зіставлено з польовими даними 2014 року через відсутність доступних супутникових знімків Sentinel за той період. Надалі розрахунок та вилучення вегетаційних індексів із зображень Sentinel-2 здійснювалися за допомогою хмарної платформи **Google Earth Engine (GEE)**. Ідентифікатори (*IDs*) сцен Sentinel-2 та конкретні дати їхнього знімання наведені в табл. 3.1.

Таблиця 3.1.

Сцени, отримані з мультиспектрального сенсора MSI супутника Sentinel-2A за допомогою платформи Google Earth Engine (GEE), які використано для розрахунку вегетаційних індексів

ID Sentinel-2A, Sensor MSI	Data
20160807T135257_T22LBL	7 August 2016
20180802T135108_T22LCL	2 August 2018
20200801T135115_T22LBL	1 August 2020
20200803T134216_T22LCL	3 August 2020
20210813T134211_T22LDL	13 August 2021

3.1.5. Вегетаційні індекси

У цьому аналізі були використані різні вегетаційні індекси, що базуються на різноманітних комбінаціях спектральних каналів, щоб задіяти їхню потенційну чутливість до фіксації різноманітних характеристик рослинного покриву та посилити кореляційний зв'язок між **вегетаційними індексами** та **надземною біомасою** (НБМ, *AGB*) лісу.

Було застосовано такі індекси: **NDVI** (нормалізований відносний вегетаційний індекс), **EVI** (удосконалений вегетаційний індекс), **GNDVI** (зелений нормалізований відносний вегетаційний індекс), **AFRI** (вегетаційний індекс, вільний від впливу аерозолів), **MSAVI** (модифікований вегетаційний

індекс із корекцією на вплив ґрунту), *NDRE* (нормалізований відносний індекс крайнього червоного спектра), *SAVI* (вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту) та *MSAVIaf* (модифікований вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту, вільний від впливу аерозолів), детальний опис яких наведено нижче.

Нормалізований відносний вегетаційний індекс (NDVI)

NDVI, розроблений у роботі [72], є одним із найпоширеніших вегетаційних індексів. Його розрахунок базується на співвідношенні між різницею коефіцієнтів відбиття у ближньому інфрачервоному та червоному діапазонах спектра та сумою коефіцієнтів відбиття у цих самих двох каналах. Цей індекс дозволяє оцінити фотосинтетичну активність рослинного покриву, а його значення варіюються в діапазоні від -1 до 1. Натомість для водних поверхонь або хмар зазвичай характерні значення нижче 0. Математично він визначається так:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad (3.3)$$

де ρ_{NIR} – коефіцієнт відбиття у ближньому інфрачервоному діапазоні спектра;

ρ_{Red} – коефіцієнт відбиття у червоному діапазоні спектра.

Удосконалений вегетаційний індекс (EVI)

Удосконалений вегетаційний індекс (*EVI*), розроблений у роботі [73], спрямований на мінімізацію атмосферних ефектів та підвищення чутливості порівняно з *NDVI*. Він вирізняється своєю високою чутливістю при аналізі структурних змін намету лісу (рослинного купола) та зон із високою щільністю лісового покриву. Математично він визначається так:

$$EVI = G * \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{\rho_{NIR} + (C1 \times \rho_{Red}) - (C2 \times \rho_{Blue}) + L} \quad (3.4)$$

де ρ_{Blue} – коефіцієнт відбиття у синьому діапазоні спектра;

G – коефіцієнт підсилення (значення за замовчуванням: 2,5);

L – коефіцієнт корекції впливу ґрунтової підстилки / намету лісу (значення за замовчуванням: 1,0);

$C1$ та $C2$ – коефіцієнти для компенсації впливу аерозолів.

Двоканальний удосконалений вегетаційний індекс (EVI2)

Двоканальний удосконалений вегетаційний індекс ($EVI2$), розроблений у роботі [74], спрямований на отримання результатів, аналогічних до його оригінальної версії (EVI), але з використанням лише двох спектральних каналів (без залучення синього діапазону). Він є особливо корисним при застосуванні високоякісних даних дистанційного зондування з мінімальним рівнем атмосферних завад. Математично він визначається так:

$$EVI2 = G * \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{\rho_{NIR} + 2.4 \times \rho_{Red} + 1} \quad (3.5)$$

Зелений нормалізований відносний вегетаційний індекс (GNDVI)

Зелений нормалізований відносний вегетаційний індекс ($GNDVI$), який є модифікацією індексу $NDVI$, розробленою в роботі [75], використовується для оцінювання вмісту хлорофілу в рослинності. Це робить його цінним інструментом для розрізнення відмираючої (старіючої) рослинності та рослинності, що зазнає водного стресу різного ступеня. У структурі $GNDVI$ червоний канал із формули $NDVI$ замінено на зелений канал, що спрямовано на зменшення ефекту насичення вегетаційних індексів в умовах високої щільності рослинного покриву [75]. Математично він визначається так:

$$GNDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Green}}{\rho_{NIR} + \rho_{Green}} \quad (3.6)$$

де ρ_{Green} – коефіцієнт відбиття у зеленому діапазоні спектра.

Веgetаційний індекс, вільний від впливу аерозолів (AFRI)

Веgetаційний індекс, вільний від впливу аерозолів ($AFRI$), був розроблений у роботі [76] з метою мінімізації впливу аерозолів та атмосферних завад на розрахунки вегетаційних індексів. Цей індекс має здатність значно ефективніше проникати крізь атмосферу, забезпечуючи отримання точних даних про стан рослинності та інші характеристики

грунтового покриття навіть за несприятливих умов, таких як лісові пожежі за наявності щільного диму [76]. Однією з головних переваг *AFRI* є його стійкість до завад від задимлення під час збору даних, що вигідно відрізняє його від інших класичних індексів [76]. Математично він визначається так:

$$AFRI = \frac{\rho_{NIR} - 0.5\rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + 0.5\rho_{SWIR}} \quad (3.7)$$

де ρ_{NIR} – коефіцієнт відбиття у ближньому інфрачервоному діапазоні спектра;

ρ_{SWIR} – коефіцієнт відбиття у першому короткохвильовому інфрачервоному каналі (*SWIR 1*).

Вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту (SAVI)

Вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту (*SAVI*), розроблений у роботі [77], спрямований на мінімізацію впливу оптичних властивостей ґрунтової підстилки на результати спектральних вимірювань намету лісу. Цей індекс дозволяє виконати таке калібрування моделі, за якого варіації характеристик ґрунтового субстрату нормалізуються в підсумкових оцінках стану рослинності [77]. Математично він визначається так:

$$SAVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L} \times (1 + L) \quad (3.8)$$

де ρ_{NIR} – коефіцієнт відбиття у ближньому інфрачервоному діапазоні спектра;

ρ_{Red} – коефіцієнт відбиття у червоному діапазоні спектра;

L – коефіцієнт корекції впливу ґрунту (значення за замовчуванням 0,5).

Модифікований вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту (MSAVI)

Модифікований вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту (*MSAVI*), розроблений у роботі [78], був спроектований для вдосконалення своєї оригінальної версії *SAVI*. Як у *MSAVI*, так і в *SAVI* застосовуються коефіцієнти корекції впливу ґрунту [78]. *MSAVI* виявляється більш ефективним варіантом з точки зору витрат часу та ресурсів, зокрема на

територіях, де щільність рослинного покриву є невизначеною або істотно варіюється [78]. Математично він визначається так:

$$MSAVI = \frac{NIR - \rho_{Red}}{NIR + \rho_{Red} + L} \times (1 + L) \quad (3.9)$$

де L – коефіцієнт корекції впливу ґрунту, що розраховується за рівнянням (3.10):

$$L = [(\rho_{NIR} - \rho_{Red}) \times s + 1 + \rho_{NIR} + \rho_{Red}]^2 - 8.0 \times s \times (\rho_{NIR} - \rho_{Red}) \quad (3.10)$$

де $s = 1,2$ (кутовий коефіцієнт лінії ґрунту, розрахований на основі спектрального коефіцієнта відбиття поверхні на нелісових ділянках).

Модифікований вегетаційний індекс із корекцією на вплив ґрунту, вільний від впливу аерозолів (MSAVI_{af})

Індекс *MSAVI_{af}* був розроблений у роботі [55] з метою зниження атмосферних ефектів на результати оцінювання вегетаційних індексів. Було продемонстровано, що за аномальних атмосферних умов у регіоні Амазонії цей індекс є більш чутливим до варіацій стану рослинного покриву, ніж вегетаційний індекс, вільний від впливу аерозолів (*AFRI*) [55]. Математично він визначається так:

$$MSAVI_{af} = \frac{\rho_{NIR} - 0.5\rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + 0.5\rho_{SWIR} + L} \times (1 + L) \quad (3.11)$$

де ρ_{NIR} – коефіцієнт відбиття у ближньому інфрачервоному діапазоні спектра;

ρ_{SWIR} – коефіцієнт відбиття у короткохвильовому інфрачервоному діапазоні спектра (центральна довжина хвилі: 1,6137 мкм);

L – коефіцієнт корекції впливу ґрунту, розрахований за раніше наведеним алгоритмом (рівняння (3.10)).

Нормалізований відносний індекс крайнього червоного спектра (NDRE)

Нормалізований відносний індекс крайнього червоного спектра (NDRE), розроблений у роботі [79], був створений для вимірювання фізіологічних параметрів рослин, зокрема тих, що пов'язані із вмістом хлорофілу, концентрацією азоту та структурою намету лісу (рослинного купола). Він може застосовуватися для ідентифікації та класифікації сільськогосподарських культур і типів підстильної поверхні. Математично він визначається так:

$$\text{NDRE} = \frac{\rho\text{NIR} - \rho\text{Rededge}}{\rho\text{NIR} + \rho\text{Rededge}} \quad (3.12)$$

де ρNIR – коефіцієнт відбиття у ближньому інфрачервоному діапазоні спектра;

$\rho\text{Rededge}$ – коефіцієнт відбиття у каналі крайнього червоного спектра (*red edge*, центральна довжина хвилі: 0,704 мкм).

3.1.6. Кореляційний аналіз

Оцінювання спроможності **вегетаційних індексів** щодо прогнозування **біомаси** на досліджуваній території здійснювалося шляхом аналізу кореляційної матриці, побудованої між дев'ятьма індексами, отриманими за даними дистанційного зондування, та обсягами біомаси, виміряними безпосередньо під час польових досліджень. Для перевірки розподілу даних біомаси та вегетаційних індексів на відповідність закону нормального розподілу було застосовано критерій Шапіро–Вілка (один із найбільш ефективних та поширених статистичних критеріїв для перевірки нормальності вибірки невеликого або середнього обсягу).

3.1.7. Моделювання штучних нейронних мереж (ШНМ)

Для цього дослідження була застосована штучна нейронна мережа (ШНМ) типу багатошаровий перцептрон (MLP), налаштування та навчання якої здійснювалося за допомогою програмного забезпечення *Statistica (STATSOFT)* версії 12, для оцінювання лісової біомаси на основі даних натурних замірів *LABEV-UNEMAT*. Програма використовує інструмент автоматизованого підбору рішень (*IPS – Intelligent Problem Solver*) для оптимізації архітектури мережі, зокрема кількості шарів, нейронів та циклів навчання, з метою досягнення найбільш ефективних результатів [80]. Процес навчання реалізовано за допомогою квазіньютонівського алгоритму Бройдена–Флетчера–Голдфарба–Шанно (*BFGS*), інтегрованого в інструмент *IPS* для обробки нейромережевих структур. Цей метод продемонстрував високу ефективність під час розв'язання задач оптимізації та прогнозування, а також є найбільш популярним серед квазіньютонівських методів [81].

У цьому аналізі вхідний шар нейронної мережі містив як категоріальні, так і кількісні (числові) змінні. Категоріальна змінна відповідала двом типам страт (ярусів/рослинних угруповань) на досліджуваній території: багаторічному сезонному лісу та типовому лісостепу. Кількісні змінні включали вегетаційні індекси *NDVI*, *EVI*, *EVI2*, *GNDV*, *AFRI*, *MSAVI*, *NDRE*, *SAVI* та *MSAVIaf*. Прихований шар складався з «*n*» нейронів, тоді як вихідний шар містив один єдиний нейрон, що відповідав за оцінювання надземної біомаси (НБМ, *AGB*).

Для навчання штучних нейронних мереж було відібрано 40 тестових ділянок (субвибірок), що становить 70% від загальної кількості з 60 закладених під час таксації кругових ділянок. Решту 20 ділянок було використано для валідації та тестування отриманих результатів. Нейронні мережі типу багатошаровий перцептрон (MLP) обчислюють зважене арифметичне середнє цих вхідних сигналів, які у цьому конкретному випадку

активувалися за допомогою експоненціальної функції. Для оцінювання якості моделей, побудованих на основі *ШНМ*, враховувалися такі параметри, як **коефіцієнт кореляції (R)** та **середня квадратична похибка ($RMSE$)**. Аналогічні коефіцієнти раніше використовувалися в інших дослідженнях із застосуванням *ШНМ* для прогнозування сонячної енергії на основі метеорологічних даних, як показано в роботі [82].

Для валідації ефективності роботи найкращих конфігурацій *ШНМ* було проведено статистичний аналіз із використанням t -критерію Стюдента. Для визначення наявності недооцінювання чи переоцінювання обсягів надземної біомаси розраховувалася сукупна похибка у відсотковому вираженні.

Сукупна похибка (AD , %) відповідає різниці між сумою фактично спостережуваних та сумою прогнозних (оцінених) значень у відсотках і визначається за такою математичною формулою:

$$AD\% = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^n y_i} \times 100 \quad (3.13)$$

де y_i – фактично спостережувані значення;

$\hat{y}_i$ – прогнозні (оцінені) значення;

n – кількість спостережень.

3.2. Отримані результати досліджень

3.2.1. Таксація (інвентаризація) рослинності

Результати, наведені в табл. 3.2, демонструють суттєві розбіжності між досліджуваними змінними, підкреслюючи значну варіативність дендрометричних характеристик між ділянками лісостепу та лісових масивів досліджуваної території. Зокрема, дерева на лісових ділянках показали середнє значення надземної біомаси приблизно у вісім разів вище порівняно з ділянками лісостепу.

Таблиця 3.2.

Дендрометричні змінні, розраховані на основі даних таксації лісу
для дослідних ділянок [66]

Ділянки лісостепу, чагарники				
Statistics	DBH	Ht	WD	AGB
Minimum	10.0	4.0	0.41	14.35
Maximum	39.0	13.0	0.84	23.49
Mean	13.81	6.64	0.66	18.38
Variance	15.38	1.65	0.01	10.97
Deviation	3.92	1.28	0.10	3.31
CV (%)	28.4	19.33	15.43	18.02
Суцільний ліс				
Statistics	DBH	Ht	WD	AGB
Minimum	10.0	10.0	0.20	66.56
Maximum	93.2	30.0	1.09	331.38
Mean	19.12	13.99	0.67	146.86
Variance	105.19	17.5	0.019	2572.76
Deviation	10.25	4.18	0.14	50.72
CV (%)	53.64	29.9	20.4	34.54

де DBH – діаметр стовбура на висоті 1,3м, см; Ht – загальна висота, м; WD – середня щільність деревини, г/см³; AGB – надземна біомаса, т/га; CV – коефіцієнт варіації, %.

Таку різницю можна пояснити більшим діаметром стовбурів (на 37% більшим у лісі порівняно з лісостепом), а також висотою дерев, яка в лісовому масиві була приблизно втричі більшою. Цікаво, що середня щільність деревини в межах досліджуваної території виявилася досить схожою в обох рослинних формаціях (табл. 3.2).

Вимірювання біомаси на лісових ділянках продемонстрували статистичну узгодженість із середнім значенням 146,84 т/га. Під час обстеження лісового фрагмента, розташованого на південній окраїні досліджуваної території, ми зафіксували варіативність біомаси в межах від 155 до 195 т/га.

3.2.2. Кореляційний аналіз біомаси та вегетаційних індексів

У цьому дослідженні була сформована мозаїка супутникових знімків *Sentinel-2*, отриманих у серпні 2019 року, для розрахунку вегетаційних індексів на досліджуваній території (табл. 3.3).

Таблиця 3.3.

Середні значення незалежних змінних на досліджуваній території

Вегетаційний індекс	Значення
AFRI	0.564
EVI	0.571
GNDVI	0.569
EVI2	0.392
MSAVIaf	0.324
MSAVI	0.545
NDRE	0.515
NDVI	0.697
SAVI	0.408

Критерій Шапіро–Вілکا вказав на відхилення розподілу аналізованих змінних (**вегетаційних індексів та біомаси**) від закону нормального розподілу. У зв'язку з цим була застосована матриця кореляції Спірмена, яка рекомендована для непараметричного аналізу даних. Результати кореляційного аналізу Спірмена вказали на наявність позитивних та статистично значущих зв'язків ($\alpha < 0,05$) між **надземною біомасою** та всіма **вегетаційними індексами**, а також між самими вегетаційними індексами (табл. 3.4).

Таблиця 3.4.

Матриця кореляції Спірмена, використана для аналізу зв'язку між надземною біомасою та вегетаційними індексами на досліджуваній території

	AFRI	EVI	EVI2	GNDVI	MSAVIaf	MSAVI	NDRE	NDVI	SAVI	Biomass
AFRI	1									
EVI	0.887 **	1								
EVI2	0.875 **	0.963 **	1							
GNDVI	0.897 **	0.902 **	0.951 **	1						
MSAVIaf	0.948 **	0.963 **	0.969 **	0.950 **	1					
MSAVI	0.868 **	0.975 **	0.933 **	0.866 **	0.942 **	1				
NDRE	0.954 **	0.853 **	0.882 **	0.921 **	0.922 **	0.825 **	1			
NDVI	0.972 **	0.909 **	0.902 **	0.907 **	0.943 **	0.887 **	0.971 **	1		
SAVI	0.831 **	0.853 **	0.889 **	0.863 **	0.907 **	0.850 **	0.786 **	0.820 **	1	
Biomass	0.469 *	0.443 *	0.532 **	0.621 **	0.555 **	0.404 *	0.509 **	0.466 *	0.594 **	1

**Статистично значуще при $\alpha < 0,01$;

* Статистично значуще при $\alpha < 0,05$.

На основі результатів побудови кореляційної матриці ми надалі перейшли до покрокового регресійного аналізу (*stepwise regression*) для відбору прогнозних змінних (вегетаційних індексів). Покроковий метод передбачає послідовне додавання або вилучення незалежних змінних із моделі по одній за раз на основі визначених критеріїв, таких як коефіцієнт значущості p . Ця процедура виконується автоматично з метою визначення підмножини змінних, які є найбільш інформативними для прогнозування залежної змінної (у цьому випадку – надземної біомаси).

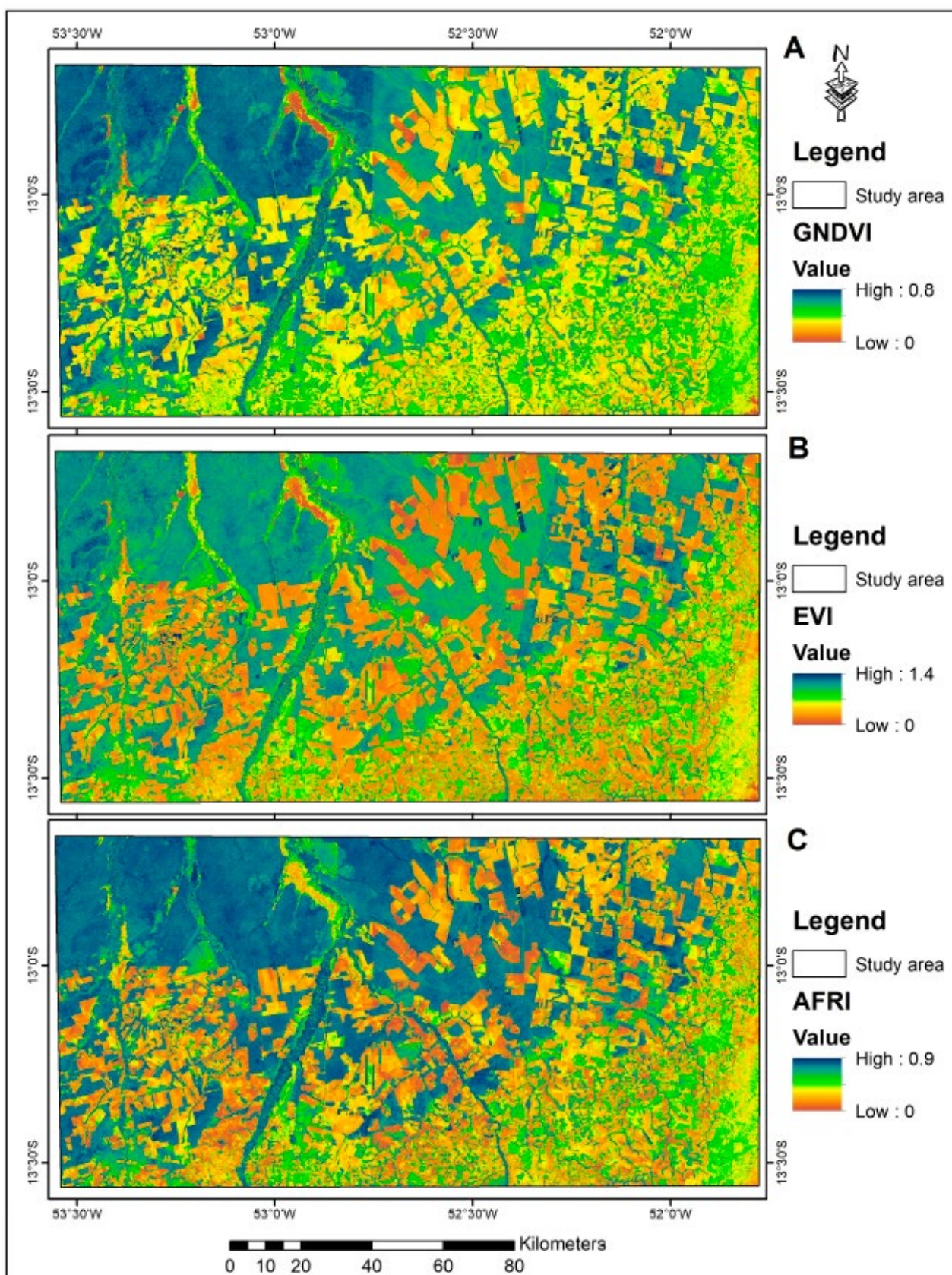


Рис. 3.2. Вегетаційні індекси:

(A) – модифікований нормалізований різницевого зеленого вегетаційного індексу (*GNDVI*); (B) – поліпшений вегетаційний індекс (*EVI*); (C) – вегетаційний індекс, стійкий до впливу аерозолів (*AFRI*)

На відміну від результатів кореляційної матриці, цей додатковий покроковий регресійний аналіз показав, що індекси *AFRI*, *EVI* та *GNDVI* (рис. 3.2) виявилися найбільш придатними (із найвищою статистичною значущістю при $\alpha < 0,05$) вегетаційними індексами для використання як вхідних нейронів при моделюванні штучних нейронних мереж (*ШНМ*). Цілком ймовірно, що розрахунок вегетаційних індексів на основі різних комбінацій спектральних каналів (ближнього інфрачервоного, середнього інфрачервоного, червоного та синього) суттєво сприяв підвищенню їхньої чутливості та забезпечив точнішу фіксацію варіативності надземної біомаси на досліджуваній території.

Веgetаційні індекси (рис. 3.2) розраховані за супутниковими знімками *Sentinel-2*, що були отримані у серпні 2016, 2018, 2020 та 2021 років і охоплюють усю територію дослідження.

3.2.3. Моделювання біомаси

Після навчання штучних нейронних мереж (*ШНМ*) із використанням найбільш придатних незалежних змінних (*AFRI*, *EVI* та *GNDVI*), визначених за допомогою покрокового регресійного аналізу, були відібрані п'ять конфігурацій *ШНМ* із найкращими робочими характеристиками на основі коефіцієнтів кореляції (r), що перевищували 0,90, та похибок валідації, що становили менше 16%. Відібрані архітектури *ШНМ* продемонстрували незначні розбіжності між показниками навчання, вибірки та оцінювання, що свідчить про стабільність процесу навчання мережі [83]. Поглиблений аналіз статистик відповідності та точності виявив, що нейронна мережа 1 (*Neural Network 1*) володіє найвищою прогностичною здатністю щодо оцінювання надземної біомаси, на що вказують значення відносної середньої квадратичної похибки (RMSE, %), наведені в таблиці (Додаток Б).

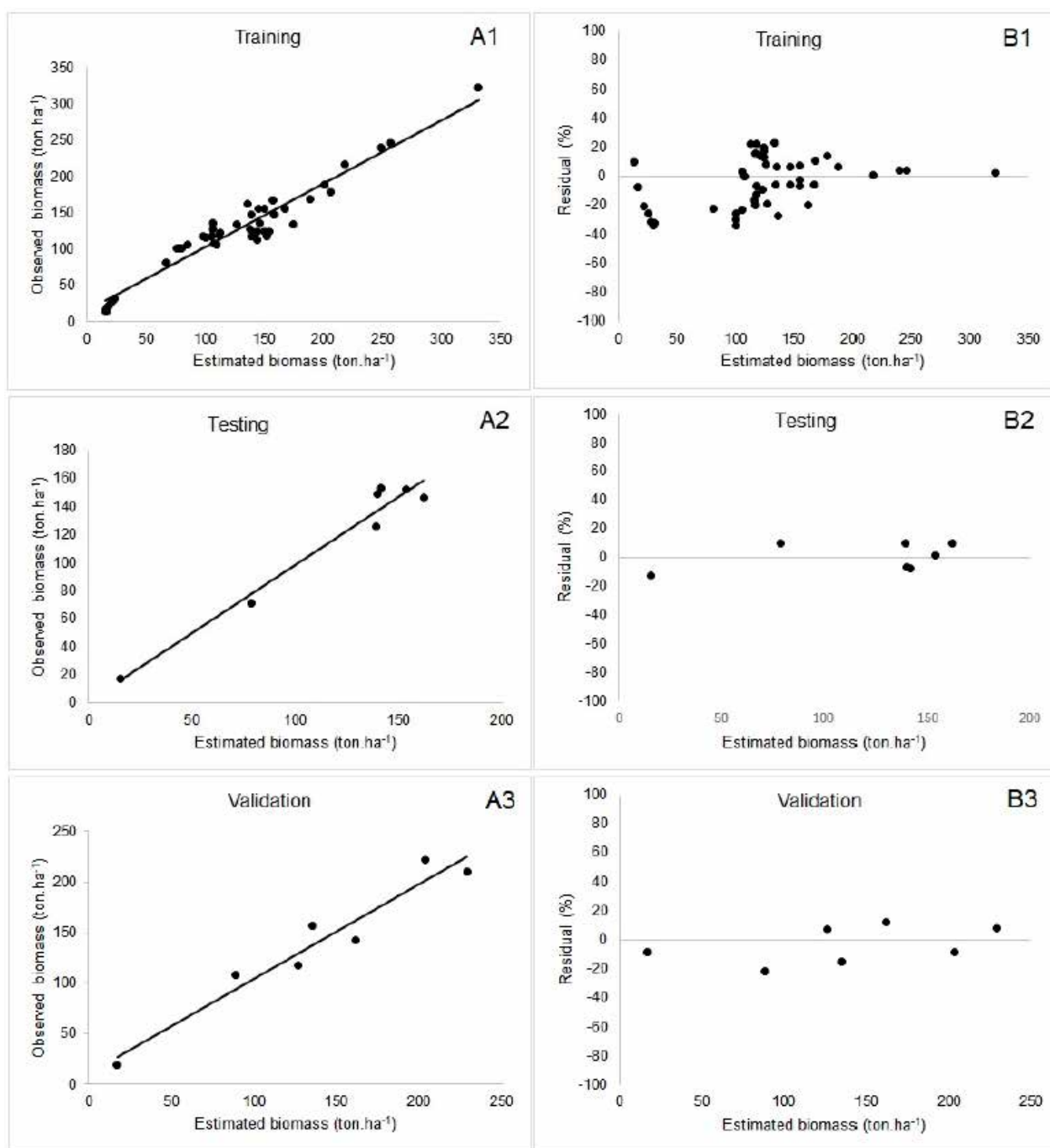


Рис. 3.3. Фактично спостережувані та прогнозовані (оцінені) значення надземної біомаси на досліджуваній території:
(A1) – навчання; (A2) – тестування; (A3) – валідація);
та розподіл залишків:
(B1) – навчання; (B2) – тестування; (B3) – валідація)
для штучної нейронної мережі 1 (ANN-1)

Крім того, результати, отримані за допомогою нейронної мережі 1, продемонстрували задовільний розподіл залишків (рис. 3.3 – B1 навчання, B2 тестування та B3 валідація), а також точні й узгоджені прогнози обсягів

надземної біомаси (рис. 3.3 – A1 навчання, A2 тестування та A3 валідація) на досліджуваній території. Модель показала високу якість підгонки, що свідчить про мінімізацію розбіжностей між фактично спостережуваними та прогнозованими значеннями без виникнення суттєвих системних зміщень.

Точність оцінювання надземної біомаси є критично важливим показником ефективності моделі. Архітектура мережі *ANN-1* (рис. 3.4) складається з трьох шарів: вхідного шару із трьома нейронами, які представляють змінні-предиктори (*EVI*, *AFRI* та *GNDVI*), прихованого шару з 12 нейронів для обробки даних із тангенціальною функцією активації, а також вихідного шару, що представляє цільову змінну (НБМ, *AGB*) із логістичною функцією активації.

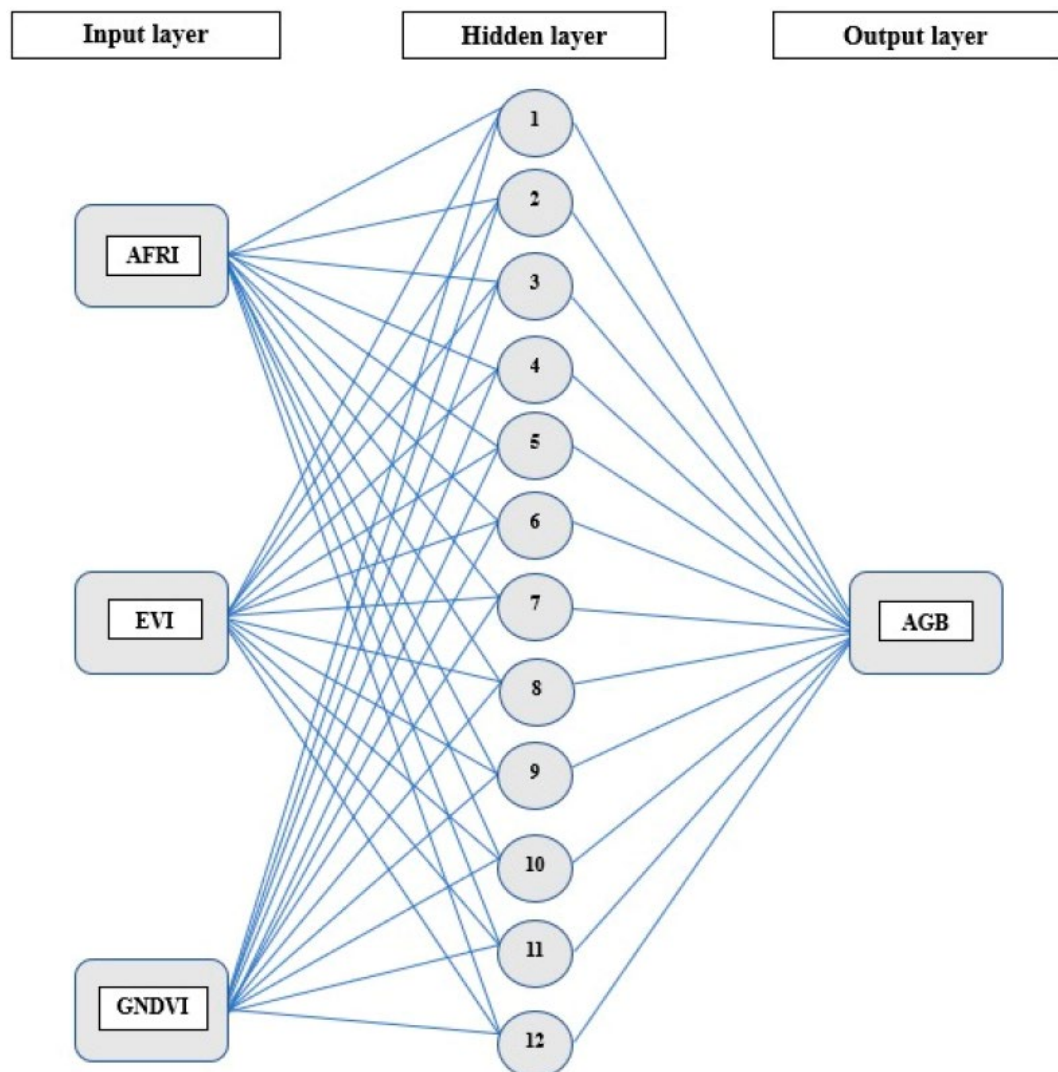


Рис. 3.4. Архітектура мережі *ANN-1*, відібраної для прогнозування надземної біомаси на досліджуваній території

3.2.4. Статистичний аналіз

t -критерій Стьюдента – це статистичний інструмент, що використовується для визначення наявності значущої різниці між середніми значеннями двох незалежних вибірок. У цьому критерії формулюється нульова гіпотеза (**H_0**), яка стверджує відсутність розбіжностей між середніми значеннями двох вибірок, та альтернативна гіпотеза (**H_1**), яка передбачає наявність суттєвої різниці між ними. Після застосування t -критерію обчислюється коефіцієнт p . Якщо значення p є меншим за обраний рівень значущості (зазвичай **0,05**), це свідчить про наявність статистичних підстав для відхилення нульової гіпотези на користь альтернативної. Простішими словами, це означає, що існує значуща розбіжність між середніми значеннями фактично спостережуваних та прогнозних (оцінених) величин. І навпаки, якщо p перевищує рівень значущості, підстав для відхилення нульової гіпотези недостатньо, що вказує на відсутність статистично значущої різниці між фактичними та оціненими середніми значеннями.

Коефіцієнт p є статистичною мірою, яка допомагає в інтерпретації результатів перевірки гіпотез. Він визначає ймовірність отримання результату, який є настільки ж екстремальним або ще більш екстремальним, ніж фактично спостережуваний, за умови, що нульова гіпотеза є істинною. Нульова гіпотеза зазвичай стверджує відсутність ефекту або розбіжностей між порівнюваними групами, тоді як альтернативна гіпотеза припускає протилежне. Коротко кажучи, коефіцієнт p дозволяє кількісно оцінити, наскільки отримані результати підтверджують чи спростовують нульову гіпотезу.

У даному аналізі застосування t -критерію Стьюдента виявило, що розраховане значення p для відібраної нейронної мережі було більшим за встановлений рівень значущості ($\alpha = 0,05$), а саме: $p = 0,952$. Це свідчить про недостатність статистичних підстав для відхилення нульової гіпотези, що

підтверджує відсутність розбіжностей між фактично спостережуваними значеннями та значеннями, прогнозованими нейронною мережею для валідаційних ділянок.

Крім того, аналіз сукупної похибки (AD , %) вказав на незначну тенденцію нейронної мережі до переоцінювання прогнозних значень із відхиленням на рівні $-0,1637\%$. Менше з тим, ці результати узгоджуються з точністю даних, отриманих під час навчання штучної нейронної мережі (*ШНМ*), що підтверджує її спроможність забезпечувати високоточне *оцінювання надземної біомаси* НБМ (AGB). Таким чином, отримані результати свідчать про те, що згенеровані за допомогою *ШНМ* оцінки є водночас точними та надійними для прогнозування обсягів надземної біомаси в зонах переходу між біомами, тобто між лісом та лісостепом.

3.2.5. Аналіз просторового розподілу біомаси

На основі результатів, отриманих під час навчання нейронних мереж, ми змогли поширити наші оцінки надземної біомаси (AGB) на всю територію, зайняту природною рослинністю у цьому досліджуваному регіоні. З огляду на це, загальна біомаса досліджуваної території, враховуючи структуру землекористування та стан природного рослинного покриву, була оцінена у 109118121 т. Найбільш поширені значення НБМ (AGB) на досліджуваній території перебували в діапазоні від 0 до 50 т/га, на другому місці за поширеністю опинився діапазон від 100 до 150 т/га (рис. 3.5).

Темніші ділянки (рис. 3.5) відповідають вищим показникам надземної біомаси, тоді як світліші ділянки вказують на низьку щільність біомаси.

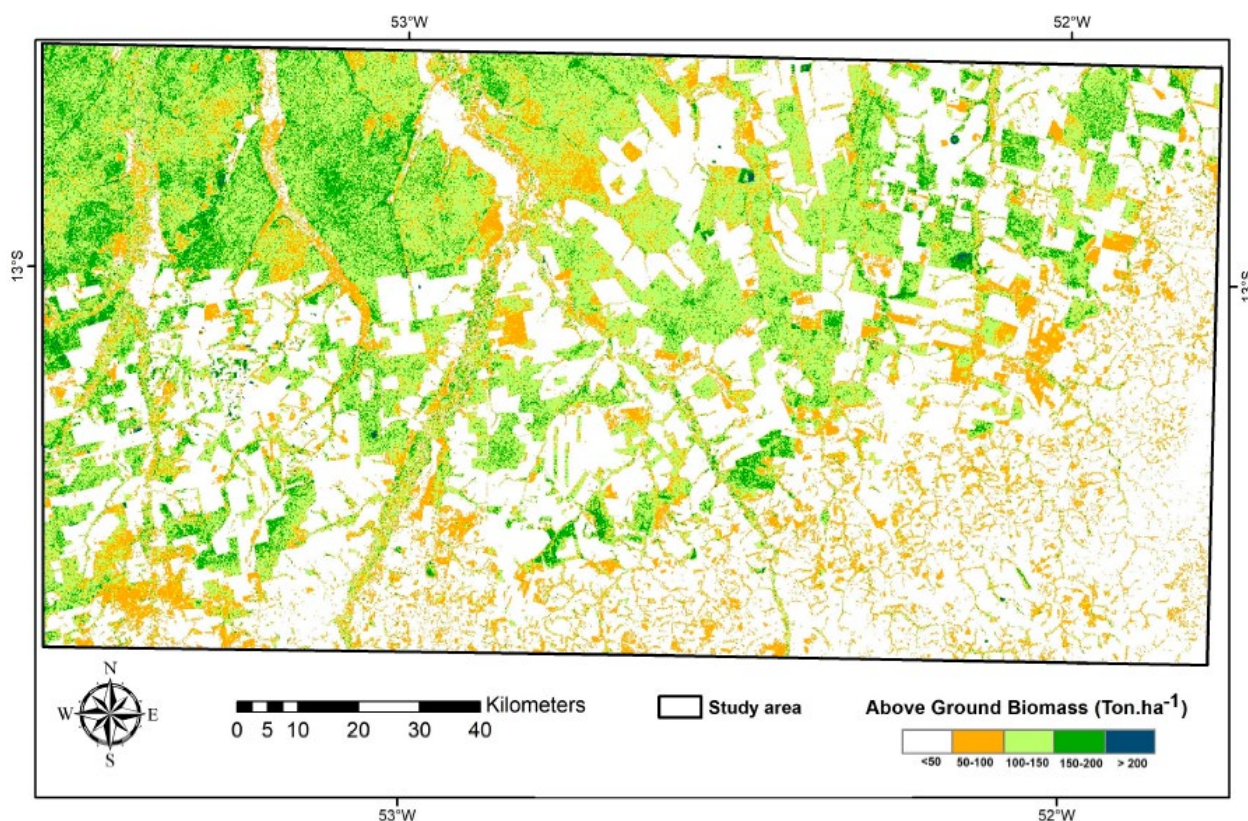


Рис. 3.5. Просторовий розподіл лісової біомаси, оцінений для досліджуваної зони

3.3. Оцінка результатів досліджень

3.3.1. Лісова біомаса та структура землекористування й рослинного покриву

Обсяги надземної біомаси НБМ (*AGB*) суттєво варіюються в межах природних лісових формацій на досліджуваній території, переважно перебуваючи в діапазоні від 100 до 150 т/га; наступними за поширеністю є класи 0...50 та 50...100 т/га, зайняті лісостепом та перехідними лісовими формаціями. Таку варіативність можна пояснити впливом різних чинників, зокрема кліматичними, геологічними та ґрунтовими умовами, а також

характером попередніх порушень рослинного покриву та особливостями структури землекористування в досліджуваному регіоні.

Застосування *ШНМ* (штучних нейронних мереж) підтвердило свою ефективність для оцінювання біомаси на одиницю площі, оскільки дозволило нівелювати базові припущення класичного математичного моделювання, такі як нормальність розподілу та лінійність характеристик лісових таксаційних показників. При традиційному моделюванні ці характеристики часто вимагають різноманітних математичних перетворень, що може призвести до зниження якості й ускладнення відбору моделей, спричиняючи системні зміщення в оцінках цільової змінної.

Однією з гіпотез, що пояснює цей відносно низький діапазон загальної НБМ у досліджуваному регіоні, є вплив антропогенної діяльності, зокрема сільського господарства, вибіркової вирубки лісів, пожеж та тваринництва. Такі порушення можуть посилювати крайові ефекти та деградацію лісів, особливо коли вони викликані вибірковою лісозаготівлею та лісовими пожежами [55]. Вирішення цієї проблеми потребує розробки та впровадження державної політики, спрямованої на забезпечення сталого землекористування, збереження природних екосистем, контроль за дотриманням екологічного законодавства, підвищення кліматичної обізнаності та впровадження заходів із запобігання пожежам.

Таким чином, структура землекористування та стан рослинного покриву на досліджуваній території представлені складним ландшафтним поєднанням аграрного виробництва, тваринництва та лісогосподарської діяльності. Потенційні екологічні та соціальні наслідки, пов'язані з цими видами діяльності, суттєво ускладнюють досягнення балансу між економічним розвитком та збереженням природних ресурсів.

3.3.2. Відбір незалежних змінних (вегетаційних індексів)

Індекси *AFRI*, *EVI* та *GNDVI* продемонстрували найбільш значущий кореляційний зв'язок із надземною біомасою на досліджуваній території. Високі показники виявленої кореляції між **вегетаційними індексами** та **надземною біомасою**, ймовірно, зумовлені поєднанням ширшого спектрального діапазону електромагнітного випромінювання (середнього та ближнього інфрачервоного, червоного, зеленого та синього каналів), необхідного для розрахунку цих трьох вегетаційних індексів за супутниковими знімками *Sentinel-2*, порівняно з іншими індексами, що оцінювалися в цьому аналізі. Ширший діапазон спектральних каналів підвищує їхню чутливість до фіксації незначних варіацій та змін у стані рослинного покриву. Така чутливість є критично важливою при використанні даних дистанційного зондування Землі, особливо в перехідних регіонах (зокрема, між лісом та лісостепом), що характеризуються високою мінливістю та складністю структури рослинності.

Значущі кореляційні зв'язки, зафіксовані між відбивною здатністю в зеленому діапазоні спектра (*GREEN*), представленою індексом *GNDVI* (модифікований нормалізований різницевий зелений вегетаційний індекс), та біомасою на досліджуваній території, можна пояснити варіаціями вмісту хлорофілу та антоціанів у листі [84]. Ці чинники тісно пов'язані з процесами розвитку та дозрівання рослинності [84]. Зелений вегетаційний індекс (*GVI*) та модифікований нормалізований різницевий зелений вегетаційний індекс (*GNDVI*), отримані на основі рівнянь відбивної здатності, виявляють сильнішу кореляцію зі вмістом азоту в листі лісової біомаси порівняно з простим відносним вегетаційним індексом (*RVI*) та червоним нормалізованим різницевим вегетаційним індексом (*RNDVI*), що свідчить про їхню вищу чутливість до змін у рослинному покриві. Поєднання зеленого та інфрачервоного каналів відіграє важливу роль в аналізі надземної біомаси,

виступаючи критично важливими дескрипторами в структурі цього індексу та забезпечуючи надійну й точну інформацію про обсяги біомаси в конкретних локаціях [85].

Використання ближнього інфрачервоного (*NIR*) та короткохвильового інфрачервоного (*SWIR*) діапазонів при розрахунку індексу *AFRI* продемонструвало високу ефективність для моніторингу вологовмісту рослинності та сухої біомаси, зокрема в регіонах із розрідженим рослинним покривом [86]. Крім того, індекс *AFRI* показав сильнішу кореляцію з біомасою на досліджуваній території, розташованій у межах перехідної зони між лісом та лісостепом.

Широко вживані вегетаційні індекси, такі як *NDVI* та *EVI*, повсюдно застосовуються у світовій практиці для оцінювання стану здоров'я рослинності. Проте на ці індекси впливають різні чинники, зокрема топографія рельєфу місцевості [87]. Дане дослідження показало, що коефіцієнт корекції впливу ґрунтового покриття *L* може суттєво впливати на результати розрахунку індексу *EVI* порівняно з *NDVI*, роблячи *EVI* чутливішим до топографічних умов. Ця чутливість є особливо критичною в умовах горбкуватого рельєфу, де топографічні ефекти можуть суттєво викривляти значення вегетаційних індексів, що базуються на простому відношенні спектральних каналів, таких як *NDVI*.

Вибір супутників для збору спектральних даних може впливати на точність оцінювання біомаси. Менше з тим, наш аналіз підтвердив, що супутникові знімки *Sentinel-2* є цілком придатними для виконання цього дослідження. Автори роботи [88] зазначають, що якість зображень сенсора *MSI/Sentinel-2*, особливо в каналах із просторовою роздільною здатністю **10 м**, підкреслює доцільність використання цього супутника в дослідженнях із оцінювання рослинного покриття, навіть порівняно з аерозйомкою, що має просторову роздільну здатність **0,13 м**.

3.3.3. Навчання нейронних мереж

Отримані результати свідчать про те, що навчені штучні нейронні мережі (*ШНМ*) продемонстрували задовільну якість підгонки та високі показники точності. Коефіцієнт кореляції (**R**) стабільно дорівнював або перевищував **0,9**, а значення середньої квадратичної похибки моделювання (**RMSE**) залишалися нижче 14%. З-поміж п'яти навчених мереж Мережа 1 (*Network 1*) перевершила інші конфігурації, продемонструвавши коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,94$ та відносну похибку **RMSE = 10,76%**, що робить її перспективним вибором для цільового практичного застосування. Ці висновки підкреслюють доцільність та можливість оцінювання біомаси природних лісів за допомогою методів дистанційного зондування. Використання *ШНМ* є ефективним підходом до прогнозування біомаси на одиницю площі, оскільки воно не потребує дотримання базових припущень класичного математичного моделювання, таких як нормальність розподілу та лінійність зв'язків лісових таксаційних показників [89]. При традиційному моделюванні ці характеристики часто вимагають різноманітних математичних перетворень, що може призвести до зниження якості й погіршення селективної здатності моделей, спричиняючи системні зміщення та падіння точності оцінок цільової змінної.

Автори дослідження [89] також отримали позитивні результати при оцінюванні компонентів загальної біомаси, зафіксувавши коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,97$ та відносну помилку **RMSE = 25,04%**. Крім того, симуляція даних висоти рельєфу вздовж профілів супутників *ICESat-2* та *Landsat* продемонструвала значний потенціал для генерації інформаційних продуктів із оцінювання лісової біомаси, дозволивши досягти значення $R^2 = 0,66$. Ці результати узгоджуються з висновками даного дослідження, підкреслюючи високу стабільність та надійність моделей, розроблених для оцінювання біомаси деревостану. Для перевірки прогностичної здатності відібраної штучної нейронної мережі були проаналізовані співвідношення між

фактично спостережуваними та прогнозованими значеннями. Під час аналізу розподілу похибок *ШНМ* було зафіксовано, що більшість похибок концентрується в діапазонах від -1,5% до -12% та від 0% до 10%. Водночас випадки, коли похибка перевищувала поріг $\pm 16\%$, були поодинокими. Крім того, було встановлено, що обсягу навчальної вибірки розміром близько 60 елементарних ділянок (субпопуляцій) або менше цілком достатньо для досягнення високої якості підгонки лінійної функціональної моделі.

3.4. Висновки по 3 розділу

Результати даного дослідження показують, що поєднання різних вегетаційних індексів, які інтегрують інформацію з різноманітних спектральних каналів (зокрема *EVI*, *AFRI* та *GNDVI*), зі штучною нейронною мережею типу багатошаровий перцептрон (*MLP*) дозволило досягти більш ефективного та високоточного оцінювання **надземної біомаси** на досліджуваній території. Такий підхід спростив генерацію карт розподілу біомаси з високою просторовою роздільною здатністю, забезпечивши економічно вигідну альтернативу традиційній таксації (інвентаризації) лісів, яка до того ж суттєво економить час. Точні оцінки лісової біомаси є критично важливими для розуміння динаміки рослинного покриву й екологічних процесів, а також для розробки ефективної політики управління лісовими ресурсами. **Крім того, результати даного дослідження мають практичну цінність для моніторингу лісової біомаси з точки зору використання її елементів як сировини для біогазових установок.** Альтернативні підходи, такі як методи глибокого навчання (*Deep Learning*) та класичного машинного навчання (*Machine Learning*), можуть виявитися не менш ефективними для оцінювання надземної біомаси в різних регіонах України.

РОЗДІЛ 4

МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ УРБАНІЗОВАНИХ ТЕРИТОРІЙ НА НАЯВНІСТЬ БІОМАСИ, ПРИДАТНОЇ ДЛЯ ВИКОРИСТАННЯ У ВИРОБНИЦТВІ БІОГАЗУ

Номенклатура місцевих ресурсів для енергозабезпечення, зазвичай, є обмеженою і складається з фотогальванічних елементів, котлів на твердому паливі та біогазових реакторів. Застосування вітрової генерації для урбанізованих територій є обмеженим, оскільки, обумовлене притаманним для вітряків акустичним забрудненням місцевості. Розвиток сонячної генерації є очікуваним в перспективі, оскільки, енергія від неї припадає, як правило, на пікові години навантаження мережі та відповідно її вартість максимальна [93]. Попри значний розвиток в світі впродовж останнього десятиріччя, принциповим недоліком такої генерації є неможливість керування джерелом енергії, мінливість сонячної активності та відсутність її у темний час доби. Одним з можливих джерел тепла та електрики для урбанізованої місцевості може бути переробка побутових відходів, тобто целюлозовмісних матеріалів, а також гілля та хмизу з парків та скверів, тощо. Такі джерела можуть бути ефективними якщо сировина пройшла попередню підготовку та обробку – роздільне збирання, сортування та досушування [94]. Перспективним є використання спеціальних пелет для спалювання, але вихідна біомаса має вологість 40-70%, в той час, як для пелет вологість має складати не більше 10%, що потребує витрат енергії знижуючи сумарну ефективність такого палива [95]. Також, до недоліків такої генерації в мегаполісах слід віднести негативний вплив на довкілля, за рахунок того, що деревина у місті впродовж вегетації накопичує шкідливі речовини притаманні для міста – важкі метали тощо. *Біогазові реактори* позбавлені цих принципових недоліків притаманних сонячній генерації та ТЕС. Накопичування сировини впродовж року можливе, в тому числі, при

використанні спеціалізованих пелет для *біогазових установок*, які за рахунок спеціальних домішок оптимізовані для виробництва *біогазу* [96].

Тобто, виходячи з аналізу літературних джерел, найбільш перспективним для доповнення існуючої енергосистеми урбанізованих територій є біогазові реактори, проте залишаються *невирішені питання щодо сировини*, оскільки, для енергоефективної громади доцільно використовувати саме місцеві ресурси. Підходи запропоновані в роботі [92] адаптовані саме під сільську місцевість для якої доцільно використовувати ГІС-технології для пошуку перспективної сировини, а саме, маргінальні землі для вирощування енергетичних культур. Враховуючи щільність населення та вартість земель в урбанізованій місцевості та, зокрема, мегаполісах, прослідковується те що, наявність в необхідній кількості доступних вільних земель для аграрного виробництва малоймовірна.

Оскільки, традиційні підходи щодо аналізу можливої сировини для біогазових ректорів мало прийнятні для урбанізованих територій, авторами було висунуто гіпотезу про доцільність ідентифікації перспективної сировини по опосередкованим ознакам. До таких ознак можна віднести фіксацію викидів метану, як наслідок розкладання органічних залишків які для місцевої сировини у виробничих масштабах мають сезонний характер.

4.1. Методика проведення експерименту

В рамках експерименту, визначали просторово-часові зміни вмісту метану (CH_4) в атмосфері на території України у 2020 році. Наразі картографування вмісту CH_4 у глобальному масштабі можливе тільки за допомогою супутникових даних. Для цього було використано дані супутникового моніторингу, що проводиться в рамках першої місії присвяченої моніторингу повітря Sentinel – 5P за програмою Європейського Союзу (ЄС) по спостереженню за Землею Copernicus. Метою місії Sentinel –

5P, яка стартувала з 2017 року, є проведення вимірювань з високим просторово-часовим розрізненням, для аналізу хімічного складу атмосфери Землі, а також моніторингу змін клімату та прогнозування.

У якості корисного навантаження космічного апарату (КА) Sentinel – 5P використовується спектрометр TROPOMI (TROPOspheric Monitoring Instrument). Варто зазначити, що значення CH_4 з КА Sentinel - 5P узгоджені з еталонними вимірюваннями глобальних наземних мереж TCCON (Total Carbon Column Observing Network) та NDACC (Network for the Detection of Atmospheric Composition Change), а також з супутниковими даними GOSAT (Greenhouse gases Observing SATellite). Відповідно документації ЄКА по даним CH_4 , середнє відхилення складає близько 1,5% (24 ppb), що вказує про високу надійність даних.

Концентрація газів у атмосфері вимірюється шляхом безперервного сканування спектрометром TROPOMI в ультрафіолетовому, видимому, ближньому та короткохвильовому інфрачервоному спектрах. А на основі характеристик їх поглинання на певних довжинах хвиль світла моделюється концентрація кожного атмосферного газу [97]. Як результат, ЄКА надає в загальний доступ набори даних що дозволяють представити щоденне покриття всієї Земної кулі з роздільною здатністю 7x7 км по забруднювачам та парниковим газам у атмосфері у форматі .netcdf, як продукт Level 2 (L2) в якому пікселі визначаються широтою та довготою, утворюючи нерегулярну сітку. Для проведення аналізу за тривалий період часу, проводили перетворення даних до Level 3 (L3), що здійснювалось з використанням інструментів HARP [98] інстальованих на хмарній платформі.

В експерименті було використано набори даних щодо CH_4 з спектрометру TROPOMI за 2020 рік, отримані з колекції даних Google Earth Engine, як продукт Level 3 (L3) у вигляді стеку зображень.

Використовуючи інструментарій GEE, по даним кожного місяця 2020 року було проведено медіанну оцінку та і реалізовано можливість побудови графіку концентрації CH_4 у точці з буфером 20 км. Як приклад на рис. 4.1.

приведено графік змін кількості метану в повітрі впродовж 2020 року для селища Красилівка Броварського району київської області (координати шир. 50.54°, довг. 30.89°). Для зручності сприйняття інформації було розроблено веб-додаток в якому концентрація реагенту закодовано з допомогою кольорової палітри, інтерфейс якого приведено на рис. 4.2. За даними авторів такий підхід вперше для наукових потреб використовується в Україні.

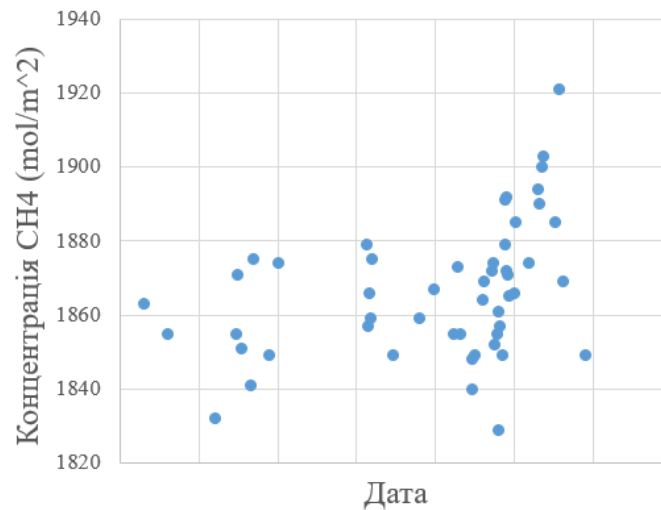


Рис. 4.1. Графік зміни кількості метану в атмосфері впродовж 2020 року для селища Красилівка (Київська область)

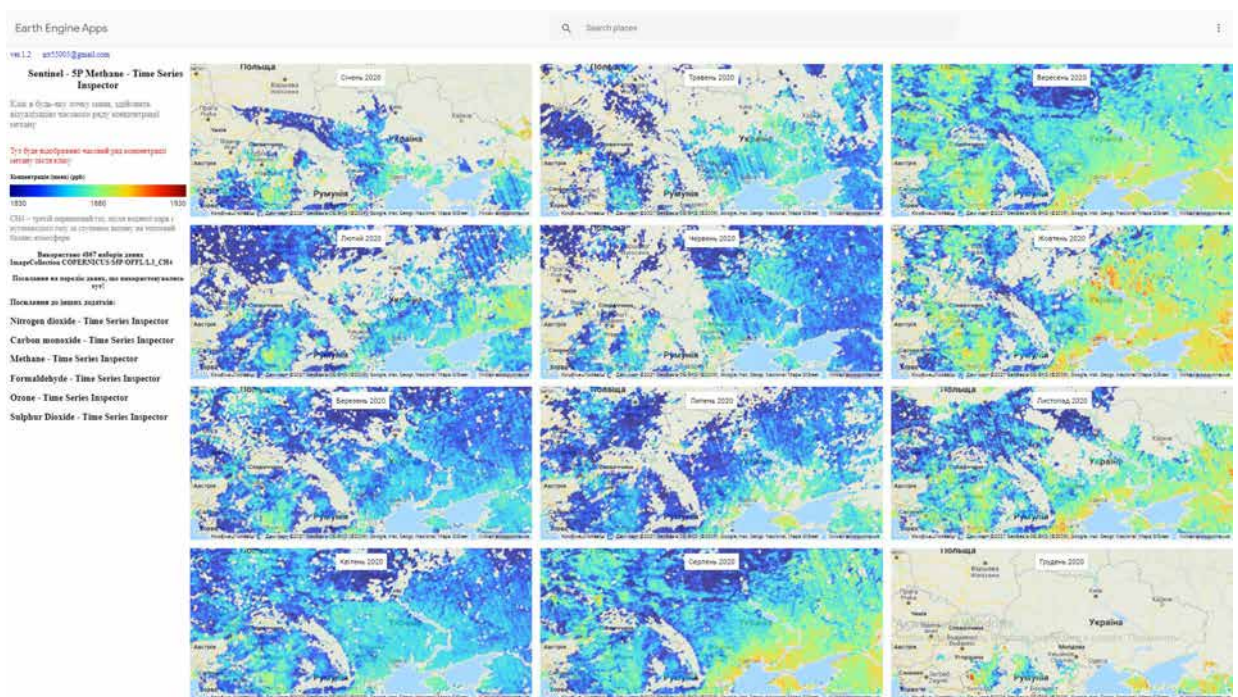


Рис. 4.2. Інтерфейс веб-додатку. Просторово-часові зміни вмісту метану в атмосфері за 2020 рік

Розроблений веб-додаток дозволяє візуально представити дані за кожен місяць та визначити концентрацію в атмосфері CH_4 . Додатково було створено аналогічні веб-додатки які відображають концентрацію наступних речовин: NO_2 , CO , O_3 , SO_2 , формальдегіди, викиди яких сприяють глобальним змінам клімату.

4.2. Отримані результати

На рис. 4.3 візуально представлено просторово-часовий розподіл метану в атмосфері у 2020 році в Київській області за 2020 рік, що відображає динаміку змін вмісту метану.

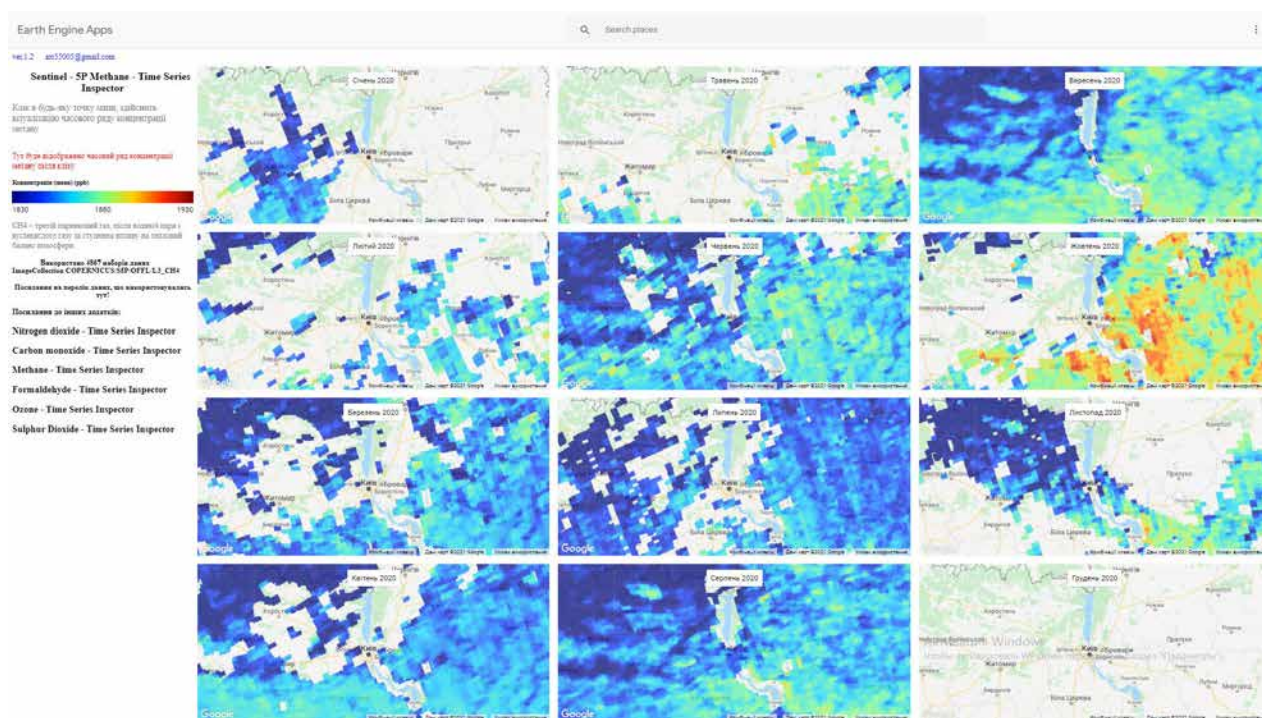


Рис. 4.3. Київська область. Просторово-часові зміни вмісту метану в атмосфері за 2020 рік

Виходячи з представлених результатів спостерігається пік концентрації метану у даному регіоні в жовтні, що, ймовірно, носить сезонний характер. Таке становище не можна пояснити регулярним вивезенням на звалища (полігони побутових відходів) органічних відходів, в тому числі харчових. На

думку авторів, вплив внаслідок розкладання побутових органічних відходів на вміст метану в атмосфері також мав був зафіксований у весняний період у зв'язку з подібними сприятливими умовами для гниття органіки.

Подібна ситуація спостерігається у південній частині України, зокрема на узбережжі Чорного та Азовського морів (рис. 4.2). Ймовірно це може бути наслідком різноманітних чинників місцевої специфіки, такого як, гниття водоростей на узбережжях після сезонного цвітіння води пік якого зазвичай у серпні-вересні.

Оскільки для Київської області цього не спостерігається то сезонний характер можна пояснити лише масовим гниттям органіки яке відбувається саме в жовтні. На думку авторів мова йде про гниття органічних решток, а саме опалого листя, скошеної трави та зрізаних гілок з парків, скверів та рекреаційних зон. Причому, що листопад більшості листяних дерев та кущів на Київщині припадає саме на жовтень.

4.3. Інтерпретація даних щодо наявної та перспективної кількості біомаси в містах та урбанізованих територіях

При виборі об'єктів досліджень в якості зразку парку було обрано ботанічний сад Національного університету біоресурсів і природокористування України (НУБіП), колекція якого містить майже весь спектр рослин для озеленення міст півночі України (рис. 4.4). Окрім традиційних для озеленення міст дерев та кущів в ботсаду є і перспективні для озеленення ліани. Моніторинг ботсаду НУБіП проводили з висоти 100 м. з використанням гексакоптеру DJI Matrice 600, сенсорна система Slantrange 3. Для позиціонування використовувались засоби штатного ПЗ Slantview, з його допомогою також обчислювали і вегетаційні індекси запропоновані розробниками обладнання Slantrange.

Введення до колекції цих рослин обґрунтовано тим, що в частині мегаполісів України через зростання кількості населення при комерційному будівництві житлових комплексів спостерігається збільшення висотності новобудов так і максимізація кількості будов на території комплексу. За досвідом Іспанії, викладеним в роботі JaumeMarlès Magre et al (2019) в та Китаю, представлені в Zhiwen Gao et al (2021), саме ліани можуть ефективно використовуватись для озеленення таких об'єктів.



Рис. 4.4. Дослідні ділянки ботанічного саду НУБіП, де:

1 – трава, 2 – крона дерева із додатковою ліаною, 3 – крона дерева

В якості дослідних зразків міських скверів було вибрано 2 ділянки вздовж вулиці Прилужна між вулицями Чорнобильська та Миколи Ушакова в місті Києві. Вибір саме цієї локації було обумовлено тим, що поруч знаходяться квартали спроектовані за часів СРСР та сучасні новобудови, представлені на рис. 4.5 відповідно ліворуч та праворуч.

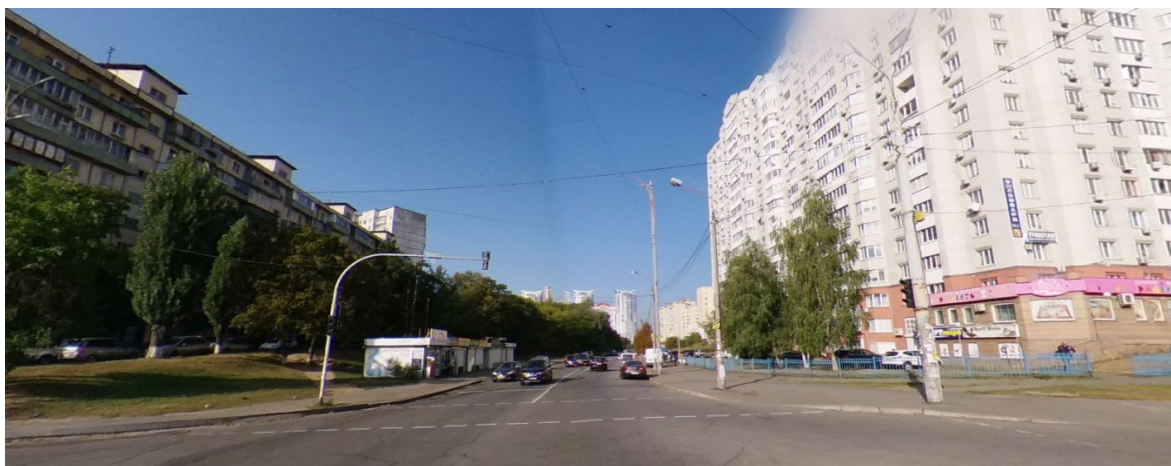


Рис. 4.5. Фото ландшафту вул. Прилузна м. Київ (дата зйомки 05.2019 р., отримана з сервісу Google maps)

За часів СРСР щільність забудови була значно нижчою завдяки чому було більше місця для розташування зелених насаджень. Супутниковий знімок зазначених ділянок наведено на рис. 1.8.



Рис. 4.6. Дослідні ділянки на супутникових знімках від сервісу Google Earth, де: 1 – будинки часів СРСР, 2 – новобудови (04.03.2019 р.)

Мультиспектральні супутникові дані отримувались з інтернет-сервісу EO Browser від супутника Sentinel-2 (L2A). Використовувались фотознімки ділянок виконані в безхмарну погоду. Атмосферна корекція та обчислення вегетаційного індексу NDVI здійснювалась постачальниками даних. Для

проведення досліджень приймалися дані отримані при максимальній кількості біомаси в парках та скверах, а саме з червня по вересень.

Перерахунок спектральних даних збережених у вигляді монохромних та кольорових зображень форматів .bmp та .jpeg здійснювалась в ПЗ MathCad за методикою описаною в роботі М. Dolia et al (2019). Статистичну обробку експериментальних даних здійснювали з допомогою спеціалізованого програмного забезпечення OriginPro 8 Sp4 (розробник Origin Lab Corporation).

Отримані результати. Парк. На рис. 4.7 та 4.8 представлено розподіл інтенсивності складових кольору для відповідних спектральних каналів Slantrange 3. Розмір дослідної ділянки складав 50×50 пікселів. Апроксимацію експериментальних даних здійснювали з використанням рівняння для Гаусівського розподілу.

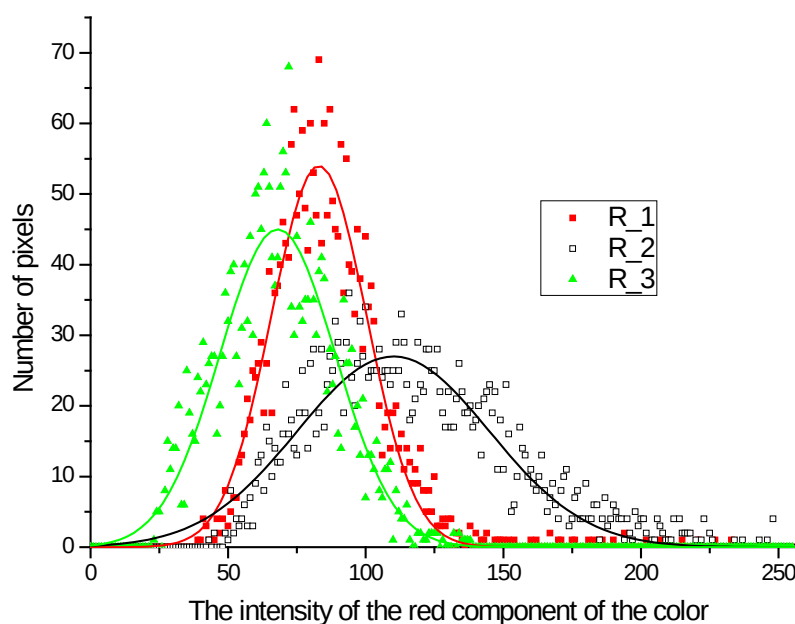


Рис. 1.9. Залежність кількості пікселів від інтенсивності складових кольору для червоного каналу, де:

1 – трава, 2 – крона дерева із ліаною, 3 – крона дерева

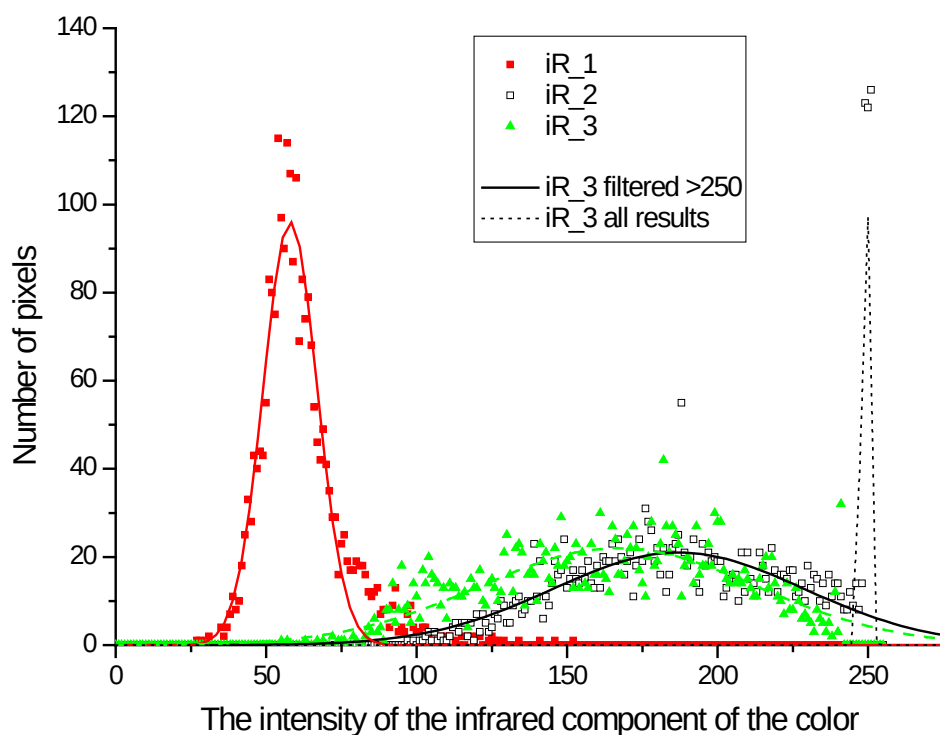


Рис. 4.8. Залежність кількості пікселів від інтенсивності складових кольору для інфрачервоного каналу, де:

1 – трава, 2 – крона дерева із ліаною, 3 – крона дерева

При статистичному аналізі було встановлено, що розподіл інтенсивності складових кольору пікселів для трави (1) та крони дерева (3) добре описуються Гаусівською залежністю (R^2 0,96 та 0,8 відповідно), що підтверджує результати отримані Yaokai Liu et al (2012) при повітряному моніторингу рослинних насаджень. Для зразку крони дерева із ліаною, якщо розглядати усі дані (iR_3 all results) R^2 становить 0.34, а якщо відкинути пікселі, інтенсивність складових кольору яких перевищує 255, то R^2 0,8 як і для крони дерева без ліани. Ймовірно це пояснюється саме наявністю ліани в кроні дерева, що необхідно враховувати при ідентифікації біологічних об'єктів в місті. Якщо у видимому діапазоні відрізнити траву від крони дерева проблематично: максимум розподілу для ділянок 1, 2 та 3 становить 83, 110 та 68 відповідно, то в інфрачервоному каналі ситуація з ідентифікацією інша і максимумами розподілу становлять 58, 167 та 187 відповідно.

Однією з переваг системи Slantrange є фірмове програмне забезпечення, для обробки даних Slantview, а також вегетаційні індекси власного виробництва: Stress, Veg. fraction, Yield potential. При проведенні дослідження, на прикладі стандартних вегетаційних індексів, як-от різні варіації NDVI, було встановлено, що дані обчислені ПЗ Slantview при побудові карти розподілу відрізняються від розрахункових по даним безпосередньо по спектральним каналам. На рис. 4.9 наведено інтерфейси знімків та карти програми Slantview для розподілу індексу RedNDVI для дослідної ділянки парку.

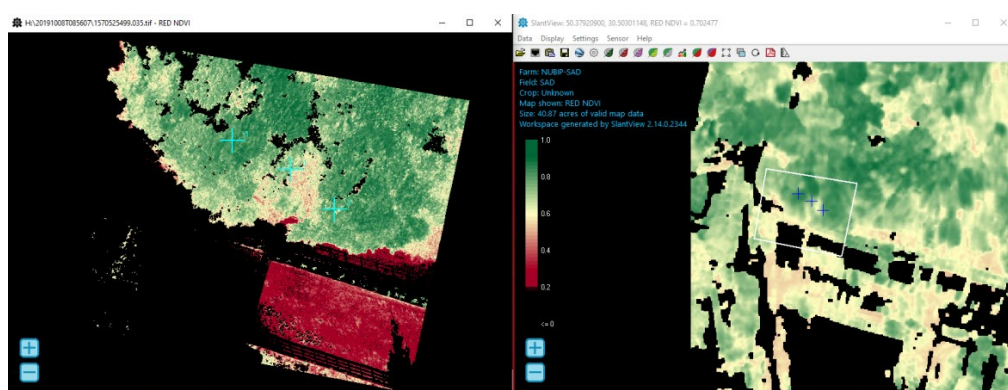


Рис. 4.9. Інтерфейси програми Slantview для вікон знімків (зліва) та карти (справа)

Для обох інтерфейсів використовується єдина палітра для кодування даних. У вікні карти розшифрування палітри знаходиться в лівій частині інтерфейсу. Результати декодування палітри для різних інтерфейсів мали принципову різницю, як-от на прикладі першої ділянки середнє значення індексу RedNDVI становить близько 0,22 (кодування відтінками червоного кольору), що відповідає розрахункам, а у вікні карт середнє значення індексу становить $0,68 \pm 0,01$ тобто відрізняється в 3 рази. Така різниця в результатах, на думку авторів, пояснюється використанням вбудованої системи фільтрації ділянок розпізнаних як ґрунт, тінь тощо. В таблиці 1.4 приведено результати величин вегетаційних індексів для дослідних ділянок обчислених засобами ПЗ Slantview.

Таблиця 1.4.

Величини вегетаційних індексів для дослідних ділянок розраховані з використанням ПЗ Slantview

	1	2	3
Stress	0.35±0.01	0.20±0.01	0.28±0.02
Veg. fraction	0.85±0.04	0.98±0.01	0.95±0.03
Yield potential	0.55±0.03	0.76±0.02	0.67±0.02
Red NDVI	0.68±0.02	0.80±0.02	0.85±0.01

Якщо для ділянки, що відповідала кроні дерева із ліаною по каналам Green, RedEdge та iRed при попиксельному аналізі зображення фіксується наявність додаткового об'єкту (рис. 4.8), якому по каналу RedEdge відповідає біля чверті площі крони, то для карти розподілу обчислених ПЗ Slantview такого не фіксується. Тобто вибірковість результатів моніторингу була втрачена – наявність двох окремих розподілів, які відповідають різним біологічним об'єктам не фіксувалась.

Слід відзначити, що для парків, де за діючими законодавством можливо використовувати БПЛА, для оцінки горизонтальної проекції крони дерев доцільно використовувати інфрачервоний діапазон (RedEdge та iRed). Проте стосовно ліан, з використанням системи Slantrange, оцінка біомаси буде ускладнена оскільки завдяки особливостям конструкції спектральний комплекс розраховано саме на моніторинг горизонтальних поверхонь. Для ліан, які мають істотну вертикальну проекцію ймовірно доцільно використовувати БПЛА з рухомою камерою, такі як DJI Phantom 4 multispectral, що в роботі Run Yu et al (2021) використовувався саме для оцінки вертикальної проекції дерев.

Сквери. Можливість ідентифікувати рослинність в місті по супутниковим знімкам в оптичному діапазоні, а саме відрізнити дерева та кущі від трави на газонах показана в роботі N. Pasichnyk в [96], де було відмічена низька вибірковість порівняно з інфрачервоним діапазоном. Попри це, наявність доступних та безкоштовних даних є принципово важливим для дослідників і відповідно є сенс адаптувати технології інтерпретації саме цих

даних. Було висунуто гіпотезу можливості ідентифікації біомаси дерев та кущів, базуючись на відмінностях у стійкості багаторічних рослин із глибокою кореневою системою у порівнянні із одно-, дворічними травами газонів. Архів дає можливість отримати дані за кілька років і відповідно є можливість отримати дані за посушливий період, коли трава перебуває у пригніченому стані. На рис. 4.10 представлено знімки дослідних ділянок, отримані за сприятливих умов (2017 рік) та за умов посухи (2018 рік).



Рис. 4.10. Супутникові знімки дослідної ділянки скверів міста 08.10.2017 (зліва) та 06.08.2018 (справа) за нормальних та засушливих умов відповідно

На рис. 4.11 та 4.12 наведені результати досліджень ділянок візуально ідентифікованих як крона дерев та газон відповідно.

Максимуми розподілу по червоному каналу для ділянки крони дерева при зйомці в 2017 та 2018 становили 18 та 42 відповідно. Поясненням такої різниці є відсутність атмосферної корекції знімків, оскільки вони не розглядались розробниками сервісу як ті, що будуть використовуватись для спектральних досліджень. З цієї причини за потреби є можливість здійснювати обробку даних для кожного знімку персонально, що можливо здійснити орієнтуючись зокрема на дахи будівель чи асфальтовані дороги.

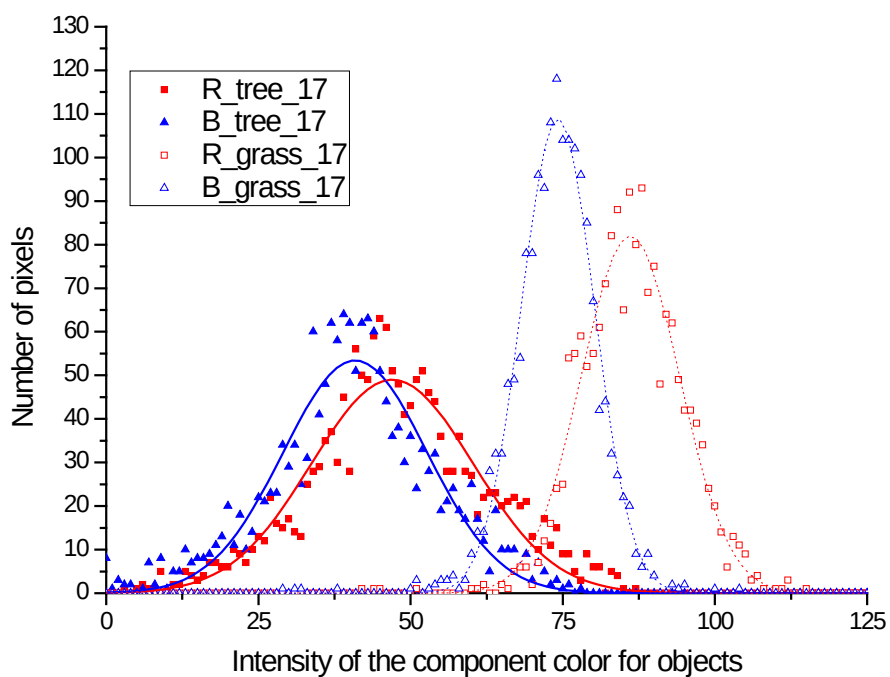


Рис. 4.11. Залежність кількості пікселів від інтенсивності червоної (R) та синьої (B) складових кольору для візуально ідентифікованих ділянок крон дерев та трави, сфотографовані 08.10.2017 р.

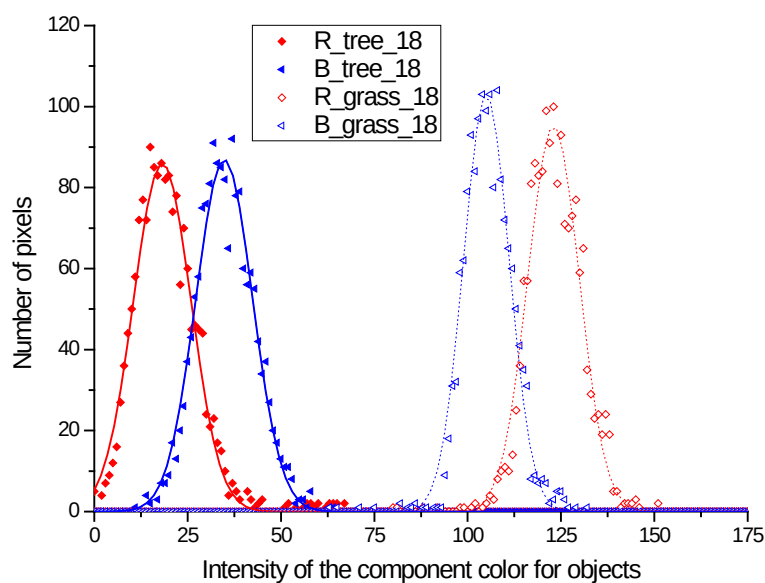


Рис. 4.12. Залежність кількості пікселів від інтенсивності червоної (R) та синьої (B) складових кольору для візуально ідентифікованих ділянок крон дерев та трави, сфотографовані 06.08.2018 р.

Якщо в 2017 році, при сприятливих умовах, розподіли для інтенсивності складових кольору мали близькі значення, то в умовах посухи 2018 рік, коли трава на газонах вигоріла різниця була істотна і відповідно з'явилась можливість отримати дані з високою вибірковістю. Аналогічні результати, які підтверджують ці висновки, були отримані і для сервісу EO Browser представлені на рис. 4.13.

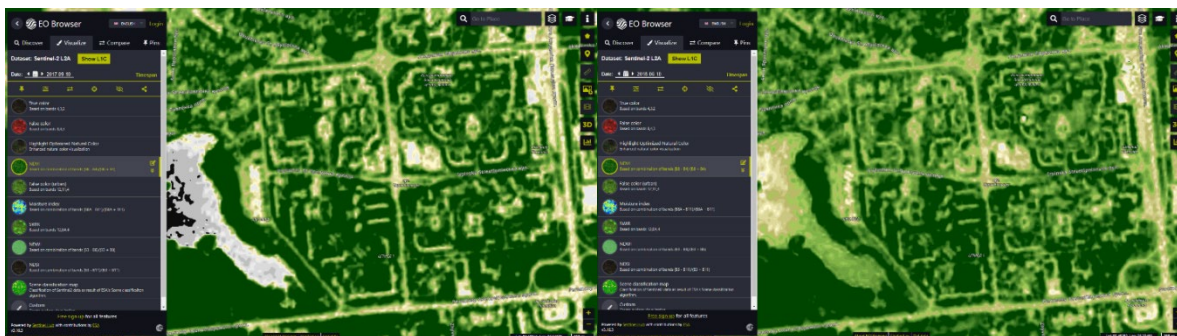


Рис. 4.13. Розподіл індексу NDVI для дослідних ділянок в ~~нормальних~~ сприятливих кліматичних умовах (2017 рік) та при недостатньому зволоженні (2018 рік) зліва та справа відповідно

4.4. Висновки по 4 розділу

1. Завдяки використанню хмарної платформи для геопросторового аналізу даних **Google Earth Engine**, вдалось створити експериментальний веб-додаток для відображення просторово-часових змін вмісту метану в атмосфері з можливістю визначити концентрацію. Вперше вдалось ідентифікувати наявність в Київській області істотних викидів метану, що мають сезонний характер, пік концентрації припадає на жовтень.

2. Враховуючи отриману динаміку змін вмісту метану в атмосфері, сформовано припущення, що підвищення рівня метану в жовтні частково викликане гниттям (основне джерело метану – анаеробне розкладання

органіки) органічних решток (опале листя, скошена трава), які масово вивозились на звалища побутових відходів з парків та скверів міста.

3. Виходячи з результатів експерименту, які можна інтерпретувати, як непрямі виміри кількості вищезазначених органічних решток, спостерігається наявність значного ресурсу для виготовлення спеціалізованих пелет для *біогазових реакторів* для енергоефективної громади, у промислових масштабах. Крім того, використання цього ресурсу в якості сировини для БГУ дещо розвантажить полігони побутових відходів у осінній сезон, що також є суттєвим проблематичним питанням у великих містах.

ВИСНОВКИ

Лісові та лісостепові екосистеми здатні забезпечувати велику кількість біомаси, яку можна використовувати для генерації енергії. Зростаючий попит на лісову біомасу для енергетичних потреб ставить нові виклики перед лісоуправлінням, оскільки біомаса є обмеженим ресурсом.

Обсяги **надземної біомаси (НБМ)** можна оцінити з високою точністю, використовуючи як дані лісовпорядкування (інвентаризації лісів), так і методи **дистанційного зондування Землі (ДЗЗ)**. Проте дистанційне зондування дає змогу проводити оцінку та моніторинг біомаси за коротші проміжки часу порівняно з традиційними лісоінвентаризаційними роботами.

Одними з найважливіших змінних для оцінки НБМ екосистем є **вегетаційні індекси**. Інтеграція різних джерел даних ДЗЗ (а саме: спектральних каналів, трансформованих зображень, **вегетаційних індексів** та текстурних ознак) демонструють хорошу кореляцію з НБМ екосистем. Канали видимої та ближньої інфрачервоної областей спектра (VNIR) є найважливішими для розрахунку більшості вегетаційних індексів. При використанні даних Sentinel-2 наявні канали крайньої червоної області (Red-edge) забезпечують зниження ефекту насичення в екосистемах із високою щільністю НБМ.

Результати даного дослідження показують, що поєднання різних вегетаційних індексів, які інтегрують інформацію з різноманітних спектральних каналів (зокрема *EVI*, *AFRI* та *GNDVI*), зі штучною нейронною мережею типу багатошаровий перцептрон (*MLP*) дозволило досягти більш ефективного та високоточного оцінювання НБМ на досліджуваній території. Такий підхід спростив генерацію карт розподілу біомаси з високою просторовою роздільною здатністю, забезпечивши економічно вигідну альтернативу традиційній таксації (інвентаризації) лісів, яка до того ж суттєво економить час. Результати дослідження мають практичну цінність для моніторингу лісової та лісостепової біомаси з точки зору використання її елементів як сировини для виробництва біогазу.

ЛІТЕРАТУРА ДО ВСТУПУ ТА 1 РОЗДІЛУ

1. Brown S. Estimating Biomass and Biomass Change of Tropical Forests: A Primer. Rome: Food & Agriculture Org; 1997.
2. Brown S, Schroeder P, Birdsey R. Aboveground biomass distribution of US eastern hardwood forests and the use of large trees as an indicator of forest development. *Forest Ecology and Management*. 1997;96:37-47.
3. Wang X, Shao G, Chen H, et al. An application of remote sensing data in mapping landscape-level forest biomass for monitoring the effectiveness of forest policies in northeastern China. *Environmental Management*. 2013;52: 612-620.
4. Baccini A, Laporte N, Goetz SJ, et al. A first map of tropical Africa's aboveground biomass derived from satellite imagery. *Environmental Research Letters*. 2008;3:045011.
5. Перспективи енергетичного використання біомаси в Україні. URL: https://www.researchgate.net/publication/365957362_PERSPEKTIVI_ENERGICNOGO_VIKORISTANNA_BIOMASI_V_UKRAINI (дата звернення 10.02.2026 р.).
6. IEA. Renewables Information: Overview. 2021. p. 12.
7. Energy Production from Forest Biomass: An Overview. Ana Cristina Gonçalves, Isabel Malico and Adélia M.O. Sousa. Published: 10.12. 2021. URL: <https://www.intechopen.com/chapters/73136#>.
8. Gonçalves AC, Malico I, AMO S. Solid biomass from forest trees to nergy: A review. In: Jacob-Lopes E, Queiroz Zepka L, editors. *Renewable Resources and Biorefineries*. Rijeka, Croatia: IntechOpen; 2019. Available from: <https://www.intechopen.com/books/renewable-resources-and-biorefineries/solid-biomass-from-forest-trees-to-energy-a-review> [Accessed: 09 August 2019].
9. Burkhardt HE, Tomé M. Modeling Forest Trees and Stands [Internet]. Dordrecht: Springer Netherlands; 2012. Available from: <http://link.springer.com/10.1007/978-90-481-3170-9> [Accessed: 03 July 2025]
10. Paul KI, Roxburgh SH, England JR, Ritson P, Hobbs T, Brooksbank K, et al. Development and testing of allometric equations for estimating above-ground biomass of mixed-species environmental plantings. *Forest Ecology and Management*. 2013;310:483-494.
11. Jagodziński AM, Dyderski MK, Gęsikiewicz K, Horodecki P, Cysewska A, Wierczyńska S, et al. How do tree stand parameters affect young scots pine biomass? – Allometric equations and biomass conversion and expansion factors. *Forest Ecology and Management*. 2018;409:74-83.

12. Brovkina O, Novotny J, Cienciala E, Zemek F, Russ R. Mapping forest aboveground biomass using airborne hyperspectral and LiDAR data in the mountainous conditions of Central Europe. *Ecological Engineering*. 2017;100:219-230.
13. Lu D, Chen Q , Wang G, Liu L, Li G, Moran E. A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*. 2016;9(1):63-105.
14. Kangas A, Astrup R, Breidenbach J, Fridman J, Gobakken T, Korhonen KT, et al. Remote sensing and forest inventories in Nordic countries – Roadmap for the future. *Scandinavian Journal of Forest Research*. 2018;33(4):397-412
15. McRoberts RE, Chen Q , Domke GM, Ståhl G, Saarela S, Westfall JA. Hybrid estimators for mean aboveground carbon per unit area. *Forest Ecology and Management*. 2016;378:44-56.
16. Pisupati SV, Tchapda AH. Thermochemical processing of biomass. In: Ravindra P, editor. *Advances in Bioprocess Technology*. Cham: Springer Science+Business Media B.V; 2015. pp. 277-314.
17. Werner S. International review of district heating and cooling. *Energy*. 2017;137:617-631.
18. de Carvalho RL. *Wood-Burning Stoves Worldwide: Technology, Innovation and Policy* [Internet]. Aalborg: Aalborg University; 2016. DOI: 10.5278/VBN.PHD.ENGSCI.00122.
19. WHO. *Burning Opportunity: Clean Household Energy for Health, Sustainable Development, and Wellbeing of Women and Children*. Geneva: WHO Press; 2016. p. 113.
20. Carlon E, Schwarz M, Golicza L, Verma VK, Prada A, Baratieri M, et al. Efficiency and operational behaviour of small-scale pellet boilers installed in residential buildings. *Applied Energy*. 2015;155:854-865.
21. Malico I, Nepomuceno Pereira R, Gonçalves AC, Sousa AMO. Current status and future perspectives for energy production from solid biomass in the European industry. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2019;112:960-977.
22. IRENA. *Biomass for Power Generation*. International Renewable Energy Agency; 2012. p. 12.

ЛІТЕРАТУРА ДО 2 РОЗДІЛУ

23. Kumar L, Sinha P, Taylor S, et al. Review of the use of remote sensing for biomass estimation to support renewable energy generation. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2015;9:097696.
24. Cavender-Bares J, Gamon JA, Townsend PA. *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Switzerland: Springer; 2020.
25. Baccini A, Laporte N, Goetz SJ, et al. A first map of tropical Africa's aboveground biomass derived from satellite imagery. *Environmental Research Letters*. 2008;3:045011.
26. Le Toan T, Quegan S, Davidson MWJ, et al. The BIOMASS mission: Mapping global forest biomass to better understand the terrestrial carbon cycle. *Remote Sensing of Environment*. 2011;115:2850-2860.
27. Chen L, Wang Y, Ren C, et al. Optimal combination of predictors and algorithms for forest above-ground biomass mapping from sentinel and SRTM data. *Remote Sensing*. 2019;11: 414.
28. Avitabile V, Baccini A, Friedl MA, et al. Capabilities and limitations of Landsat and land cover data for aboveground woody biomass estimation of Uganda. *Remote Sensing of Environment*. 2012;117:366-380.
29. Sinha S, Jeganathan C, Sharma LK, et al. A review of radar remote sensing for biomass estimation. *International journal of Environmental Science and Technology*. 2015;12:1779-1792.
30. Li G, Lu D, Moran E, et al. A comparative analysis of ALOS PALSAR L-band and RADARSAT-2 C-band data for land-cover classification in a tropical moist region. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2012;70:26-38.
31. Means JE, Acker SA, Harding DJ, et al. Use of large-footprint scanning airborne lidar to estimate forest stand characteristics in the Western cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment*. 1999;67:298-308.
32. Lu D, Chen Q, Wang G, et al. A survey of remote sensing-based aboveground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*. 2016;9:63-105.
33. Forkuor G, Zoungrana J-BB, Dimobe K, et al. Above-ground biomass mapping in West African dryland forest using Sentinel-1 and 2 datasets-A case study. *Remote Sensing of Environment*. 2020;236:111496.
34. Ghosh SM, Behera MD. Aboveground biomass estimation using multi-sensor data synergy and machine learning algorithms in a dense tropical forest. *Applied Geography*. 2018;96: 29-40.
35. Kattenborn T, Maack J, Snacht F, et al. Mapping forest biomass from space-fusion of hyperspectral EO1-hyperion data and Tandem-X and WorldView-2 canopy height models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2015; 35:359-367.

36. Lillesand T, Kiefer RW, Chipman J. Remote Sensing and Image Interpretation. New York: John Wiley & Sons; 2014.
37. De Jong SM, Pebesma EJ, Lacaze B. Above-ground biomass assessment of Mediterranean forests using airborne imaging spectrometry: The DAIS Payne experiment. *International Journal of Remote Sensing*. 2003;24:1505-1520.
38. Baig MHA, Zhang L, Shuai T, et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 atsatellite reflectance. *Remote Sensing Letters*. 2014;5:423-431.
39. Zheng D, Rademacher J, Chen J, et al. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*. 2004;93:402-411.
40. Lu D, Batistella M. Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondônia, Brazilian Amazon. *Acta Amazonica*. 2005;35:249-257.
41. Gao B-C. NDWI – A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*. 1996;58:257-266.
42. Rouse JW, Haas RH, Schell JA, et al. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. In: *Third ERTS Symposium*, NASA SP-351. Washington DC. 1974. pp. 309-317.
105. 43. Haralick RM, Shanmugam KS, Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1973;3: 610-621.
44. Fassnacht FE, Hartig F, Latifi H, et al. Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass. *Remote Sensing of Environment*. 2014;154:102-114.
45. Lu D, Chen Q, Wang G, et al. Aboveground forest biomass estimation with Landsat and LiDAR data and uncertainty analysis of the estimates. *International Journal of Forestry Research*. 2012;2012:1-16.
46. Willis MJ, Di Massimo C, Montague GA, et al. Artificial neural networks in process engineering. In: *IEE Proceedings D (Control Theory and Applications)*. IET; 1991. pp. 256-266.
47. Willmott CJ, Matsuura K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate Research*. 2005; 30:79-82.
48. Kennedy RE, Ohmann J, Gregory M, et al. An empirical, integrated forest biomass monitoring system. *Environmental Research Letters*. 2018;13:025004.
49. Matasci G, Hermosilla T, Wulder MA, et al. Three decades of forest structural dynamics over Canada's forested ecosystems using Landsat timeseries and lidar plots. *Remote Sensing of Environment*. 2018;216:697-714.

50. Townsend PA. Estimating forest structure in wetlands using multitemporal SAR. *Remote Sensing of Environment*. 2002;79:288-304.
51. Ou G, Li C, Lv Y, et al. Improving aboveground biomass estimation of *Pinus densata* forests in Yunnan using Landsat 8 imagery by incorporating age dummy variable and method comparison. *Remote Sensing*. 2019;11:738.
52. Sousa AM, Gonçalves AC, Mesquita P, et al. Biomass estimation with high resolution satellite images: A case study of *Quercus rotundifolia*. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2015;101:69-79
53. Frampton WJ, Dash J, Watmough G, et al. Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2013;82:83-92

ЛІТЕРАТУРА ДО 3 РОЗДІЛУ

54. Houghton, R.A.; Hall, F.; Goetz, S.J. Importance of biomass in the global carbon cycle. *J. Geophys. Res. Biogeosci.* 2009, 114.
55. Matricardi, E.A.T.; Skole, D.L.; Pedlowski, M.A.; Chomentowski, W.; Fernandes, L.C. Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. *Remote Sens. Environ.* 2010, 114, 1117–1129.
56. Hall, R.J.; Skakun, R.S.; Arsenault, E.J.; Case, B.S. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *For. Ecol. Manag.* 2006, 225, 378–390.
57. Powell, S.L.; Cohen, W.B.; Healey, S.P.; Kennedy, R.E.; Moisen, G.G.; Pierce, K.B.; Ohmann, J.L. Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with Landsat time-series and field inventory data: A comparison of empirical modeling approaches. *Remote Sens. Environ.* 2010, 114, 1053–1068.
58. Dube, T.; Mutanga, O. Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2015, 101, 36–46.
59. Fremout, T.; De Vinatea, J.C.; Thomas, E.; Huaman-Zambrano, W.; Salazar-Villegas, M.; la Fuente, D.L.D.; Bernardino, P.N.; Atkinson, R.; Csaplovics, E.; Muys, B. Site-specific scaling of remote sensing-based estimates of woody cover and aboveground biomass for mapping long-term tropical dry forest degradation status. *Remote Sens. Environ.* 2022, 276, 113040.
60. Xiao, X.; Zhang, Q.; Braswell, B.; Urbanski, S.; Boles, S.; Wofsy, S.; Moore, B., III; Ojima, D. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sens. Environ.* 2004, 91, 256–270.
61. Patel, N.R.; Pandya, M.R.; Patel, N.K. Estimation of Biomass of Wheat Using Vegetation Indices. *Int. J. Curr. Microbiol. Appl. Sci.* 2016, 5, 288–296.
62. Song, X.; Li, L.; Zhuo, W.; Wu, C. Estimating forest aboveground biomass by combining Landsat and MODIS data: A case study for the Sierra National Forest, California, USA. *Remote Sens.* 2014, 6, 2107–2136.
63. Chen, X.; Yang, K.; Ma, J.; Jiang, K.; Gu, X.; Peng, L. Aboveground biomass inversion based on Object-Oriented Classification and Pearson-mRMR-Machine Learning Model. *Remote Sens.* 2024, 16, 1537.
64. Lyu, G.; Wang, X.; Huang, X.; Xu, J.; Li, S.; Cui, G.; Huang, H. Toward a more robust estimation of forest biomass Carbon stock and Carbon Sink in mountainous region: A case study in Tibet, China. *Remote Sens.* 2024, 16, 1481.

65. Costa, A.C.; Pinto, J.R.; Miguel, E.P.; Xavier, G.D.; Marimon, B.H.; Aparecido Trondoli Matricardi, E. Artificial intelligence tools and vegetation indices combined to estimate aboveground biomass in tropical forests. *J. Appl. Remote Sens.* 2023, 17, 024512.
66. Forest Biomass - From Trees to Energy.
Edited by Ana Cristina Gonçalves, Adélia Sousa and Isabel Malico
Reviewed: 15 August 2022 Published: 10 February 2023.
DOI: 10.5772/intechopen.93603
67. Nogueira, D.S.; Marimon, B.S.; Marimon-Junior, B.H.; Oliveira, E.A.; Morandi, P.; Reis, S.M.; Elias, F.; Neves, E.C.; Feldpausch, T.R.; Lloyd, J.; et al. Impacts of Fire on Forest Biomass Dynamics at the Southern Amazon Edge. *Environ. Conserv.* 2019, 46, 285–292.
68. Peacock, J.; Baker, T.R.; Lewis, S.L.; Lopez-Gonzalez, G.; Phillips, O.L. The RAINFOR database: Monitoring forest biomass and dynamics. *J. Veg. Sci.* 2007, 18, 535–542. Available online: <https://www.jstor.org/stable/4499259> (accessed on 5 February 2024)
69. Chave, J.; Muller-Landau, H.C.; Baker, T.R.; Easdale, T.A.; Ter Steege, H.; Webb, C.O. Regional and phylogenetic variation of wood density across 2456 neotropical tree species. *Ecol. Appl.* 2006, 16, 2356–2367.
70. Rezende, A.; Vale, A.D.; Sanquetta, C.R.; Figueiredo Filho, A.; Felfili, J.M. Comparação de modelos matemáticos para estimativa do volume biomassa e estoque de carbono da vegetação lenhosa de um cerrado sensu stricto em Brasília, D.F. *Sci. For.* 2006, 71, 65–76.
71. ESA - EuropeanSpaceAgency. Sentinel Overview. Available online: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions> (accessed on 3 January 2024).
72. Rouse, J.W., Jr.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ETRS. In *Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium.*, Washington, DC, USA, 10–14 December 1973; Paper A-20, pp. 309–317.
73. Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 2002, 83, 195–213.
74. Jiang, Z.; Huete, A.; Didan, K.; Miura, T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sens. Environ.* 2008, 112, 3833–3845.
75. Gitelson, A.A.; Kaufman, Y.J.; Merzlyak, M.N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sens. Environ.* 1996, 58, 289–298.
76. Karnieli, A.; Bayasgalan, M.; Bayarjargal, Y.; Agam, N.; Khudulmur, S.; Tucker, C.J.; Zhang, X. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: Merits and limitations. *J. Clim.* 2001, 14, 2833–2845.
77. Huete, A.R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). *Remote Sens. Environ.* 1988, 25, 295–309.

78. Qi, J.; Chehbouni, A.; Huete, A.R.; Kerr, Y.H.; Sorooshian, S. A modified soil-adjusted vegetation index. *Remote Sens. Environ.* 1994, 48, 119–126.
79. Barnes, E.M.; Clarke, T.R.; Richards, S.E.; Colaizzi, P.D.; Haberland, J.; Kostrzewski, M.; Waller, P.; Choi, C.; Riley, E.; Thompson, T.; et al. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture*, Bloomington, MN, USA, 16–19 July 2000; Robert, P.C., Ed.; ASA: Madison, WI, USA, 2000.
80. STATSOFT. Comparativo de Versões do Software Statistica. Available online: (accessed on 20 March 2024) http://www.statsoft.com.br/ftp/COMP_VERS_STATISTICA.pdf
81. Guerrou, E.H.; Ait-Aoudia, S.; Michelucci, D.; Mahiou, R. Hidden Markov random field model and Broyden–Fletcher–Goldfarb Shanno algorithm for brain image segmentation. *J. Exp. Theor. Artif. Intell.* 2018, 30, n415–n427.
82. Fischer, D.R.; Paixão, J.L.; Sausen, J.P.; Abaide, A.R. Previsão de Curto Prazo para Geração Fotovoltaica a partir de Dados Meteorológicos via RNA. In *Proceedings of the Congresso Brasileiro de Automática – CBA*, Porto Alegre, Brazil, 23–26 November 2020; Volume 2.
83. Binoti, M.L.M.S.; Binoti, D.H.B.; Leite, H.G. Aplicac.o de redes neurais artificiais para estimac.o da altura de povoamentos equiâneos de eucalipto. *Rev. Árvore* 2013, 37, 639–645.
84. Merzlyak, M.N.; Chivkunova, O.B.; Solovchenko, A.E.; Naqvi, K.R. Absorc.o de luz por antocianinas em folhas juvenis, estressadas e senescentes. *J. Exp. Bot.* 2008, 59, 3903–3911.
85. Barrachina, M.; Cristóbal, J.; Tulla, A. Estimating above-ground biomass on mountain meadows and pastures through remote sensing. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 2015, 38, 184–192.
86. Huang, J.; Chen, D.; Cosh, M.H. Sub-pixel reflectance unmixing in estimating vegetation water content and dry biomass of corn and soybeans cropland using normalized difference water index (NDWI) from satellites. *Int. J. Remote Sens.* 2009, 30, 2075–2104.
87. Matsushita, B.; Yang, W.; Chen, J.; Onda, Y.; Qiu, G. Sensitivity of the enhanced vegetation index (EVI) and normalized difference vegetation index (NDVI) to topographic effects: A case study in high-density cypress forest. *Sensors* 2007, 7, 2636–2651.
88. Bollas, N.; Kokinou, E.; Polychronos, V. Comparison of sentinel-2 and UAV multispectral data for use in precision agriculture: An application from northern Greece. *Drones* 2021, 5, 35.
89. Guner, , S.T.; Diamantopoulou, M.J.; Poudel, K.P.; Comez, A.; Ozcelik, R. Employing artificial neural networks for effective biomass prediction: An alternative approach. *Comput. Electron. Agric.* 2022, 192, 106596.

ЛІТЕРАТУРА ДО 4 РОЗДІЛУ

90. Шматков, Г. Г., Полторацька, В. М., Мінков, Ю. І., Архангельська, Л. (2014). Аналіз забруднення атмосферного повітря викидами стаціонарних джерел м. Дніпропетровська з урахуванням груп сумачії. Екологія і природокористування, №. 18. – С. 147-152
91. Калініченко В.М., Бунецький В.О. (2018) Перспективи створення територіальних енергетичних комплексів. // БІОЕНЕРГЕТИКА / BIOENERGY" №1(11), Київ, Інституту біоенергетичних культур та цукрових буряків НААН України, С. 4-9, <http://dspace.pdaa.edu.ua:8080/handle/123456789/3291>
92. Гай О.В., Гулевич В.К. (2021) Підхід щодо розміщення джерел розподіленої генерації в структурі електричних мереж. Енергетика і автоматика, №3, С. 75-86, URL: <http://dx.doi.org/10.31548/energiya2021.03.075>.
93. Шеліманова О.В., Кремньов В.О., Тимошенко А.В., Корбут Н.С. (2019) Організоване довготривале зберігання та попереднє сушіння неліквідної деревини (хворосту і хмизу) на відкритому повітрі під впливом природних факторів. Енергетика і автоматика №6, С.111-121, <http://dx.doi.org/10.31548/energiya2019.06.111>
94. Шапар Р.О., Гусарова О.В. (2020) Аналіз процесу сушіння енергетичних рослин під час виробництва твердого біопалив. Енергетика і автоматика, №5, С.110-122, (Дата звернення: 22.11.2025). <http://dx.doi.org/10.31548/energiya2020.05.110>
95. V. Lysenko, S. Shvoro, O. Opryshko, V. Lukin, N. Pasichnyk (2019) Methodological solutions for the IoT concept for biogas production using the local resource, 2019 IEEE International Scientific-Practical Conference: Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2019 - Proceedings, 2019, pp. 561-566, (Дата звернення: 23.11.2025). <http://doi.org/10.1109/PICST47496.2019.9061238>
96. Algorithm Theoretical Baseline Document for Sentinel-5 Precursor Methane Retrieval. Available online: <https://sentinels.copernicus.eu/documents/247904/2476257/Sentinel-5P-TROPOMI-ATBD-Methane-retrieval> (Дата звернення: 24.11.2025).
97. About HARP. Available online: (Дата звернення: 24.11.2025). <http://stcorp.github.io/harp/doc/html/index.html>.
98. A. Dudnyk, V. Lysenko, N. Zaets, D. Komarchuk, T. Lendiel and I. Yakymenko (2018), "Intelligent Control System of Biotechnological Objects with Fuzzy Controller and Noise Filtration Unit," 2018 International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T), 586-590, doi:10.1109/INFOCOMMST.2018.8632007

ДОДАТОК А

Вегетаційні індекси, які використовуються для побудови моделі
надземної біомаси (НБМ)

Vegetation indices		Formulation
Normalized difference vegetation index	NDVI	$\frac{NIR-RED}{NIR+RED}$
Enhanced vegetation index	EVI	$G \times \frac{NIR-RED}{NIR-C1 \times RED-C2 \times BLUE+L}$ Note: C1 = 6; C2 = 7.5; L = 1; G = 2.5
Modified simple ratio	MSR	$\frac{\frac{NIR}{RED}-1}{\sqrt{\frac{NIR}{RED}+1}}$
Specific leaf area vegetation index	SLAVI	$\frac{NIR}{RED+SWIR}$
Soil-adjusted vegetation index	SAVI	$(1+L) \times \frac{(NIR-RED)}{NIR+RED}$
Triangular vegetation index	TVI	$\sqrt{\frac{NIR-R}{NIR+RED}} + 0.5$
Corrected transformed vegetation index	CTVI	$\frac{NDVI+0.5}{ABS(NDVI+0.5)} \times \sqrt{ABS(NDVI+0.5)}$
Transformed triangular vegetation index	TTVI	$\sqrt{ABS\left(\frac{NIR-RED}{NIR+RED} + 0.5\right)}$
Ratio vegetation index	RVI	$\frac{RED}{NIR}$
Normalized ratio vegetation indexes	NRVI	$\frac{RVI-1}{RVI+1}$
Infrared percentage vegetation index	IPVI	$\frac{NIR}{NIR+RED}$
Optimized soil-adjusted vegetation index	OSAVI	$\frac{NIR-RED}{NIR+RED+Y}$ Y = 0.16
Normalized difference index using bands 4 & 5 of Sentinel-2	NDI45	$\frac{RE1-RED}{RE1+RED}$
Inverted red-edge chlorophyll index (Sentinel-2)	IRECI	$\frac{RE3-RED}{RE1/RE2}$
Transformed normalized difference vegetation index	TNDVI	$\sqrt{\frac{NIR-RED}{NIR+RED}} + 0.5$
Sentinel-2 red-edge position	S2REP	$705 + 35 \times \frac{\left(\frac{NIR+RED}{2}\right) - RE1}{RE2-RE1}$
Green normalized difference vegetation index	GNDVI	$\frac{NIR-GREEN}{NIR+GREEN}$
Simple ratio	SR	$\frac{NIR}{RED}$
Green ratio vegetation index	GRVI	$\frac{GREEN-RED}{GREEN+RED}$
Normalized difference water index	NDWI	$\frac{NIR-SWIR}{NIR+SWIR}$
Moisture stress index	MSI	$\frac{NIR}{SWIR}$

ANN	Architecture	N° of Cycles	Activation		Adjustment		Validation		Test	
			Hidden	Output	RMSE%	R	RMSE%	R	RMSE%	R
1	MLP 3-12-1	860	Tang	Tang	18.09	0.93	15.76	0.94	15.92	0.94
2	MLP 3-11-1	1630	Logistic	Exponential	19.44	0.92	16.09	0.93	16.18	0.93
3	MLP 3-8-1	910	Logistic	Identity	19.77	0.92	16.41	0.93	16.92	0.93
4	MLP 3-13-1	950	Tang	Exponential	19.53	0.92	16.62	0.93	16.91	0.93
5	MLP 3-11-1	670	Logistic	Identity	20.19	0.91	17.91	0.91	17.12	0.91
ANN										
Predictor variables			Neurons per layer			Adjust				
			Input	Hidden	Output	TI	SI	AI	Algorithm	
1	AFRI, EVI, GNDVI		3	12	1	0.08	0.08	0.09	BFGS	
2	AFRI, EVI, GNDVI		3	9	1	0.10	0.11	0.12	BFGS	
3	AFRI, EVI, GNDVI		3	5	1	0.10	0.12	0.13	BFGS	
4	AFRI, EVI, GNDVI		3	13	1	0.11	0.13	0.10	BFGS	
5	AFRI, EVI, GNDVI		3	7	1	0.13	0.15	0.17	BFGS	

ANN = artificial neural network; MLP = Multilayer perceptron; RMSE% = Root Mean Square Error Percentage; R = correlation between observed and estimated values; |TI|= Training indices (network definition), SI = Selection Indices of training stop, AI = Assessment Indices (quality assessment of trained network); BFGS = Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shannon.

ДОДАТОК Б. Статистика точності відібраних штучних нейронних мереж (*ШНМ*) для прогнозування надземної біомаси на дослідних ділянках