

Міністерство освіти і науки України
Київський національний університет імені Тараса Шевченка

ННІ «Інститут геології»
Кафедра Геоінформатики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА
спеціальність 193 – Геодезія та землеустрій
освітня програма «Оцінка землі та нерухомого майна»

ТЕМА:
**« ВПЛИВ ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ ТА ОЦІНКА ВМІСТУ РАДІОНУКЛІДІВ У БІОМАСІ ЛІСІВ
УКРАЇНИ »**

Виконала

студентка 2-го курсу магістратури
кафедри геоінформатики
Мельник Олена Олександрівна

Науковий керівник

доктор технічних наук, професор
Зацерковний Віталій Іванович

Робота рекомендується до захисту (протокол № 8
засідання кафедри Геоінформатики від 15.05.23р

Завідувач кафедри

доктор технічних наук, професор
Зацерковний Віталій Іванович

Київ – 2023

РЕФЕРАТ

магістерської кваліфікаційної роботи

Мельник Олени Олександрівни

на тему: « Вплив лісових пожеж та оцінка вмісту радіонуклідів у біомасі лісів

України »

Спеціальність **193 Землеустрій та кадастр**

Робота на 68 аркушах складається з 3 розділів та містить 20 рисунків та 5 таблиць. При підготовці роботи використовувалися матеріали з 71 джерело.

Актуальність

В даній роботі пропонується огляд оцінки вмісту радіонуклідів у біомасі лісів, яка є необхідним елементом моніторингу радіоактивного забруднення та оцінки наслідків Чорнобильської катастрофи. Отримані результати дослідження можуть допомогти у розробці та покращенні стратегій збереження лісових екосистем та охорони здоров'я людей, які живуть в зоні впливу лісових пожеж та радіоактивного забруднення.

Крім того, вони можуть доповнити наукові дані про радіоактивне забруднення довкілля та вплив лісових пожеж на біорізноманіття та здоров'я населення в Україні. Тому дана магістерська робота має велике значення в розв'язанні екологічних проблем, пов'язаних зі збереженням лісових екосистем та охороною здоров'я населення, що є актуальним завданням для України та всього світу.

Мета досліджень: цінка впливу лісових пожеж на вміст радіонуклідів у біомасі лісів та виявлення зв'язку між вмістом радіонуклідів та впливом лісових пожеж.

Об'єкт досліджень: лісові екосистеми України в умовах радіоактивного забруднення, а саме Чорнобильської зони відчуження.

Предмет досліджень: вплив лісових пожеж на вміст радіонуклідів у біомасі лісів України.

Завдання: вивчення впливу лісових пожеж на вміст радіонуклідів у біомасі лісів України. методичні засади геопросторової оцінки запасів штучних радіонуклідів у забруднених лісах України в умовах лісових пожеж.

Застосовані методи дослідження: на основі зібраних даних за допомогою дистанційного зондування Землі проведено картування лісових фітоценозів.

Анотація

Для картографування лісового покриву використано супутникові дані та регресійні моделі машинного навчання. Отримано картографічні матеріали просторового розподілу радіоактивного забруднення в Чорнобильській зоні відчуження, що дозволяють точніше прогнозувати потенційну емісію радіонуклідів при ландшафтних пожежах. Крім того, отримано карти наземного та лісового покриву для всієї Чорнобильської зони відчуження на основі класифікаційної моделі та супутникових даних Landsat. Шляхи вдосконалення існуючої маски покинутих сільськогосподарських угідь визначено на основі історичних супутникових знімків.

Ключові слова: лісова екосистема, радіоактивне забруднення, дистанційне зондування землі, геопросторова оцінка, наземний покрив.

Melnik Olena. Impact of forest fires and assessment of radionuclide content in forest biomass of Ukraine

Master's qualification work.

Abstract

Satellite data and machine learning regression models were used to map the forest cover. Mapping materials of the spatial distribution of radioactive contamination in the Chernobyl Exclusion Zone were obtained, which allow more accurate forecasting of the potential emission of radionuclides during landscape fires. In addition, land and forest cover maps for the entire Chernobyl Exclusion Zone were obtained based on the

classification model and Landsat satellite data. Ways to improve the existing mask of abandoned agricultural land are determined on the basis of historical satellite images.

Key words: forest ecosystem, radioactive pollution, remote sensing of the earth, geospatial assessment, land cover.

ЗМІСТ

ВСТУП	
Перелік умовних позначень, символів, одиниць вимірювання, скорочень	
1.1. Основні терміни та поняття, що використовуються в геопросторовому регресійному моделюванні лісових екосистем	
1.2. Теоретичні основи геопросторового моделювання депонованих штучних радіонуклідів в біомасі лісів: теоретичний аспект.....	
2.ОЦІНКА РОЗПОДІЛУ РАДІОНУКЛІДА ⁹⁰ SR У ЛІСОВИХ ЕКОСИСТЕМАХ ЗОНИ ВІДЧУЖЕННЯ ЧОРНОБИЛЬСЬКОЇ АВАРІЇ	
2.1. Оцінка лісових екосистем за допомогою методів дистанційного зондування	
2.2. Класифікація дослідних екосистем: спектральні та допоміжні дані.....	
2.3. Методи діагностики спектрального набору даних для моделювання біометричних параметрів досліджуваних екосистем	
2.4. Класифікація та оцінка біометричних показників молодих лісів в ЧЗВ з використанням геопросторового підходу.....	
2.6. Проведення аналізу ефективності геопросторових регресійних моделей	
2.6. Оцінка радіонуклідів, які депонувалися в лісових насадженнях на колишніх сільськогосподарських землях в межах ЧЗВ, з використанням геопросторових методів.....	
3. КАРТУВАННЯ НАЗЕМНОГО ПОКРИВУ ЧОРНОБИЛЬСЬКОЇ ЗОНИ ВІДЧУЖЕННЯ МАЄ СВОЇ ОСОБЛИВОСТІ	
3.1. Моделювання покриву на землі в зоні відчуження Чорнобильської аварії.....	
3.2.Оновлення дешифрування даних забруднення земель на основі наявних супутникових даних агроценозів	
ВИСНОВКИ	
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	

ВСТУП

У 1986 році сталася аварія на Чорнобильській атомній електростанції, яка призвела до значного забруднення навколишніх ландшафтів, включаючи лісові екосистеми. Сьогодні ліси у зоні відчуження Чорнобильської АЕС в Україні та в Поліському державному радіаційно-екологічному заповіднику в Білорусії є екосистемами з обмеженою або відсутньою господарською діяльністю. Вони є стійкими депо (біологічними резервуарами) штучних радіонуклідів, зокрема ^{137}Cs , і забезпечують їхню біогеохімічну циркуляцію та стабільну локалізацію в межах цих лісів.

У лісах Східної Європи, включаючи Українське та Білоруське Полісся, вже відбуваються трансформації екосистемних процесів через глобальні зміни клімату. Частота великих лісових пожеж зростає, що становить особливу загрозу для деревних фітоценозів, які стають менш стійкими до дії абіотичних факторів через зміни клімату. Є реальна загроза перерозподілу радіонуклідів у просторі через горіння лісів, зокрема у Чорнобильській зоні відчуження, де у 2015 та 2020 роках масштабні пожежі швидко поширилися через горіння молодих лісів на колишніх сільськогосподарських угіддях, які вийшли з користування внаслідок аварії.

Збільшення кількості лісових пожеж може призвести до розповсюдження радіонуклідів у просторі, особливо в зонах, що були забруднені через аварію на Чорнобильській АЕС. Це може стати проблемою для лісових екосистем, які знаходяться в межах зони відчуження в Україні та Білорусі. Такі екосистеми є важливими біологічними резервуарами для радіонуклідів, таких як ^{137}Cs , тому вони потребують особливої уваги.

На жаль, глобальні зміни клімату, які відбуваються в Східній Європі, включаючи Полісся, можуть погіршити стан лісових екосистем. Зменшення стійкості деревних фітоценозів до дії абіотичних факторів під впливом

кліматичних змін може спричинити більшу частоту лісових пожеж. Це може стати особливо небезпечним для радіоактивних зон, оскільки разом з горючими матеріалами можуть потрапляти в атмосферу радіонукліди, які раніше були депоновані у лісових екосистемах.

Крім того, українські незалісені ландшафти, які раніше були сільськогосподарськими угіддями, також можуть бути під загрозою. Вони часто не підпадають під технічне визначення "ліс" і тому не отримують достатньої уваги при лісовпорядкуванні. Такі ландшафти потребують досліджень для встановлення їхнього стовбурового запасу та закономірностей накопичення радіонуклідів. Активне заліснення таких земель також має відбуватися з урахуванням можливих наслідків на природні екосистеми та з урахуванням можливого забруднення радіоактивними речовинами. Для цього необхідно проводити належні екологічні оцінки та враховувати рекомендації експертів у процесі планування і здійснення заходів з заліснення. Крім того, потрібно враховувати різноманітність видів дерев, їхню придатність до конкретного кліматичного регіону та забезпечувати достатню генетичну різноманітність заліснених територій. Збереження природної біорізноманітності повинно бути однією з ключових метою заліснення територій в Україні.

Актуальність роботи: оцінка вмісту радіонуклідів у біомасі лісів, яку пропонується провести у цій роботі, є важливим елементом моніторингу радіоактивного забруднення довкілля та оцінки наслідків Чорнобильської катастрофи. Результати дослідження можуть бути використані в розробці та покращенні стратегій збереження лісових екосистем та охорони здоров'я людей, які проживають у зоні впливу лісових пожеж та радіоактивного забруднення. Крім того, отримані результати можуть бути використані для доповнення вже наявних наукових даних про радіоактивне забруднення довкілля та вплив лісових пожеж на біорізноманіття та здоров'я населення в Україні.

Таким чином, дана магістерська робота є актуальною, оскільки вона спрямована на вирішення важливих екологічних проблем, пов'язаних зі збереженням лісових екосистем та охороною здоров'я населення, що є важливим завданням для України та всього світу.

Мета досліджень: цінка впливу лісових пожеж на вміст радіонуклідів у біомасі лісів та виявлення зв'язку між вмістом радіонуклідів та впливом лісових пожеж.

Об'єкт досліджень: лісові екосистеми України в умовах радіоактивного забруднення, а саме Чорнобильської зони відчуження.

Предмет досліджень: вплив лісових пожеж на вміст радіонуклідів у біомасі лісів України.

Завдання: вивчення впливу лісових пожеж на вміст радіонуклідів у біомасі лісів України. методичні засади геопросторової оцінки запасів штучних радіонуклідів у забруднених лісах України в умовах лісових пожеж.

Практичне значення: збереження лісових екосистем, оскільки дозволить зрозуміти більше про взаємодію між лісовими пожежами та радіоактивним забрудненням, а також допоможе в розробленні більш ефективних стратегій боротьби з лісовими пожежами та запобіганню радіоактивному забрудненню.

Дана робота складається з 3 розділів. В кінці роботи наведено висновки та список використаної літератури.

Перелік умовних позначень, символів, одиниць вимірювання, скорочень

90Sr	радіоактивний ізотоп стронцію
137Cs	радіоцезій — радіоактивний нуклід цезію
Бк·м-2	беккерель на квадратний метр
га	гектар
ГБк	гігабеккерель
км	кілометри
км ²	квадратний кілометр
м	метри
м ²	квадратний метр
с/г	сільськогосподарський
ЧЗВ	Чорнобильська зона відчуження

1. ОСНОВНІ КОНЦЕПЦІЇ ГЕОПРОСТОРОВОГО РЕГРЕСІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ НЕПЕРЕРВНИХ ПОКАЗНИКІВ ЕКОСИСТЕМ

1.1. Основні терміни та поняття, що використовуються в геопросторовому регресійному моделюванні лісових екосистем

Оцінка неперервних параметрів лісових екосистем за допомогою статистичної інвентаризації на основі стратифікованої вибірки (відомої як *design-based inventory*) залишається класичним методом. Такі параметри можуть бути класичними лісотаксаційними показниками або біофізичними параметрами, такими як запаси фітомаси, біомаси та депонованого вуглецю. Для оцінки параметрів лісових насаджень на великих площах, стратифікована вибірка пробних ділянок повинна бути репрезентативною та вимагає постійного повторного обміру дерев на них через певний інтервал часу. Однак, цей метод потребує значних фінансових витрат. У зв'язку з цим, протягом останніх двох десятиліть активно розвивається альтернативний підхід - *model-based inventory* (McRoberts, R.E. 2009; Ohmann, J.L. et al., 2014).

Метод оцінки неперервних параметрів лісів, що застосовується в даному випадку, базується на тому, що дані з пробних ділянок служать лише для навчання регресійної моделі. Кожній ділянці відповідає піксель у растровому файлі, що містить дані з кількох шарів. Ці шари містять числові значення, зокрема, з супутникових знімків, а також інші дані. Регресійна модель, використовуючи кореляційні залежності між цими шарами, прогнозує показники лісів як залежну змінну. Потім модель можна застосовувати до всіх пікселів у растровому файлі, що дозволяє моделювати параметри лісів, такі як запас стовбурів у корі чи депонований вуглець, на всій території, що охоплює супутниковий знімок або ще більшу територію.

У 2000-х роках, а в даний час для глобальних оцінок, найпоширенішими даними супутників були мультиспектральні дані Aqua і Terra з апаратом MODIS (Potter C. et al., 2007). Високі темпоральні розширення (щоденна нова зйомка кожної ділянки Землі у межах охоплення супутником) компенсували грубе просторове розширення (розмір одного пікселя - 250x250 м). Відкриття архівів супутникових даних Landsat (розмір пікселя - 30x30 м) дозволило створювати набагато точніші дискретні карти лісових масок і неперервні карти зімкнутості лісового покриву (Song X.-P. et al., 2017). Наприклад, глобальний продукт Global Forest Change (GFC), який показує динаміку лісового покриву з 2000 року, оновлюється і залишається актуальним до сьогодні (Hansen M.C. et al., 2013). З використанням даних Landsat було проведено чисельні геопросторові моделювання для створення карт сум площ поперечних перерізів, запасів стовбурів у корі, запасів біомаси та вуглецю в лісах (Freeman E.A. et al., 2016).

Завдяки новим інструментам супутникової зйомки, геопросторове моделювання неперервних параметрів лісових екосистем зараз проводиться з урахуванням таких ключових факторів:

- просторового розширення: використання відкритих архівів знімків апаратів Sentinel-2A та Sentinel-2B Європейського Космічного Агентства дозволяє моделювати з точністю до 10 м на піксель. Однак ці дані доступні лише з 2015 року, коли було запущено перший супутник.

- протяжності та неперервності архіву даних: хоча дані Landsat мають менший розмір пікселя, ніж дані Sentinel в 9 разів, вони доступні неперервно з 1972 року (навіть якщо дані перших місій Landsat потребують спектрального узгодження з пізнішими місіями).

- темпорального розширення: для моніторингу пожеж найчастіше використовується термальний інфрачервоний спектрометр MODIS, який знімає поверхню планети щодня. Його грубе просторове розрізнення суттєво

поступається даним Landsat (темпоральний крок 14 днів) та Sentinel (темпоральний крок 6 днів).

- спектральних характеристик: для моделювання неперервних параметрів лісів базовими є канали з інфрачервоного діапазону.

Окрім оптичних апаратів, також використовуються знімки радарних супутників (*Koch B. 2010; Goetz S.J. et al., 2009*), які знімали різні ділянки Землі протягом останніх десятиліть, починаючи з проєкту SEASAT (1978). Хоча ці супутники спочатку досліджували морські екосистеми, серед архівних сцен можна знайти ділянки суші вкриті частково лісами (рис. 1.1).



Рис. 1.1 – Радарна сцена типу «горизонтальна-горизонтальна» при L-діапазоні, що отримана супутником SEASAT Солт-Лейк-Сімі, США 10.09.1978 р. (Електронний ресурс – Режим доступу: <https://asf.alaska.edu/>)

З літа 2014 року, найпоширенішим методом в лісових дослідженнях є використання Sentinel-1A та Sentinel-1B, які захоплюють зображення Землі у C-діапазоні з довжиною хвилі від 4 до 8 см та частотою 5,4 ГГц. Ці зображення знімаються кожні 6 днів і мають розмір пікселя 10x10 м, який аналогічний до Sentinel-2. За допомогою хмарних комп'ютерних обчислень можна розробити моделі наземного покриву, лісів та їх біомаси на основі радарних і оптичних даних, які використовуються на глобальному рівні (Shen W. et al., 2019; Caglayan S.D. et al., 2020).

Ключовим елементом будь-якої геопросторової регресійної моделі є кореляційна залежність між спектральними даними та досліджуваним параметром (*Brosfiske K.D. et al., 2014*). Наприклад, більше кількості фотосинтетично активної речовини на одиницю площі та запасу рослинної біомаси і вуглецю у ній відповідають вищі значення в оптичних діапазонах ближнього інфрачервоного та короткохвильового інфрачервоного каналів супутників. Умовно більша кількість гілок дерев і інших об'єктів, які розташовані густо під різним кутом, спричиняє вищі показники мікрохвильового розсіювання сигналу радарних супутників (*Le Toan T. et al., 2004*).

Вегетаційний індекс NDVI є класичним джерелом умовних даних про запаси стовбурів, фітомасу та вуглецевий запас на одиницю площі, і може бути отриманий з нормалізованого співвідношення червоного та ближнього інфрачервоного каналів супутників Landsat та Sentinel-2. Зазвичай, вищі значення вегетаційного індексу відповідають вищим значенням лісотаксаційних та біофізичних показників лісових екосистем. Поляризація, яка є мірою відбиття мікрохвильового сигналу від поверхні, також може бути використана для аналізу лісових екосистем. Якщо поверхня є текстурно «гладкою», то поляризація буде слабкою, але деревна рослинність показує високі рівні поляризації за рахунок мультиплікативного відбиття між гілками дерев. Це можна використовувати для оцінки запасів деревної рослинності (*Hurskainen P. et al., 2019*).

Окрім спектральних даних, можна використовувати також допоміжні набори даних, які корелюють із досліджуваним показником у геопросторовому плані. Наприклад, градієнти кліматичних даних, таких як температура повітря та вологість, можна отримати з метеорологічних супутників, а цифрові моделі рельєфу можна побудувати на основі даних радарних супутників. Ці допоміжні дані можна використовувати для класифікації наземного та лісового покриву за видами дерев (*Kussul N. et al., 2017*).

Для model-based inventory лісових екосистем існують суттєві обмеження у використанні даних супутникової зйомки. Зокрема, «сатурація» оптичного або мікрохвильового сигналу стає проблемою, коли значення біомаси на одиницю площі є дуже високими, оскільки значення інфрачервоного діапазону або поляризації перестають значно збільшуватись. Це особливо актуально для тропічних регіонів, таких як Амазонія, Центральна Африка та Індонезія. Крім того, оптичні дані представляють лише верхній полог (крони) лісу, тоді як дерева, чагарникова та трав'яна рослинність та мертва деревина під основним наметом лісу залишаються переважно «невидимими» для спектральної картини. Їх можна моделювати через кореляцію між ними та показниками домінантних дерев у насадженні. Оптичні дані також є репрезентативними лише у вегетаційний сезон (період активного фотосинтезу) та переважно недоступні у зимовий період у середніх широтах північної півкулі Землі через надлишкову хмарність. Радарні дані С-діапазону, через невелику довжину хвилі, фіксують переважно поляризацію крон дерев, але не стовбурів дерев та піднаметової рослинності, до яких сигнал переважно не потрапляє. Радарні дані L-діапазону, наприклад ALOS PALSAR, дозволяють отримати сигнал, який проникає крізь крони дерев завдяки більшій довжині хвиль, але при цьому втрачається частина інформації про біомасу крони дерев (*Krebs M.A. et al., 2019*).

Для повного зображення лісових параметрів, таких як лісотаксаційні та біофізичні показники, стіну-до-стіни картування (*Reilly M.J. et al., 2015; Sackov I. et*

al., 2020) використовуються лише дані оптичних та радарних супутників, які, проте, не забезпечують повної інформації про підлісок та мертве дерево. Наприклад, якщо з кореляційної залежності очевидно, що більш старі ліси мають більше фітомаси та мертвої деревини, то результати моделювання можуть бути неточними для тих ділянок, де лісництво вимагає активного видалення мертвої деревини або де відбуваються процеси відмирання дерев другого ярусу (наприклад, через шкідники). На жаль, дані дистанційного зондування не враховують ці особливості через неможливість фіксації спектрометрами крон домінуючих дерев. Однак, карти біомаси рослин, створені за допомогою геопросторового моделювання даних супутникового знімання, можуть бути використані як основа для картографування пов'язаних екологічних показників, включаючи депоновані радіонукліди.

1.2. Теоретичні основи геопросторового моделювання депонованих штучних радіонуклідів в біомасі лісів: теоретичний аспект

У межах зони відчуження Чорнобильської атомної електростанції більшість радіаційного впливу становлять штучні радіонукліди з середньою тривалістю фізичного періоду напіврозпаду (28-30 років), такі як ^{137}Cs та ^{90}Sr . ^{137}Cs , який є лужним металом, подібним до калію, переважно міститься в аерозольних частинках та відносно легко поширюється в повітрі. Наприклад, у перші дні після аварії 1986 року ^{137}Cs був розповсюджений на великі відстані повітряними масами. ^{90}Sr , який є лужноземельним металом, подібним до кальцію, локалізувався ближче до ЧАЕС та виділявся з гарячих паливних частинок. І хоча його розповсюдження обмежене через його значний розмір, в межах сучасної зони відчуження сформувалися окремі території з вищим рівнем ґрунтового забруднення. Це стало можливим тому, що радіонукліди мігрували з крон дерев та іншої рослинності через підстилку до верхніх шарів ґрунту, переважно шляхом

вимивання з атмосферними опадами (*Tikhomirov F.A., Scheglov A.I., 1994; Smith J.T., Beresford N.A., 2005; Beresford N.et al., 2021*).

Депонування радіонуклідів може бути як корисною екосистемною послугою, так і анти-послугою. В екосистемах з більшою кількістю трав'яної рослинності, більша частка органічного вуглецю та радіонуклідів депонуються у підземній частині, а надземна частина може легко зазнавати негативного впливу пожеж. Хоча у лісах також більша частка радіонуклідів знаходиться у підстилці та верхньому шарі ґрунту, але надземна біомаса є істотно вищою. Стовбури дерев є більш стійкими до пожеж, ніж трав'яні чи чагарникові рослини, тому депонування радіонуклідів можна розглядати як корисну екосистемну послугу, яка є похідною від бар'єрної функції лісів (*Evangelidou N., Balkanski Y., 2015*).

Однак, це також є анти-послугою, оскільки економічне використання такої деревини обмежене, забруднені лісові екосистеми мають нижчий рекреаційний потенціал, нижчий потенціал використання недеревних продуктів для споживання людьми і тваринами, а також несуть додаткові ризики повторного забруднення радіонуклідами інших територій у випадку пожеж, якщо не проводяться відповідні лісогосподарські заходи і т. д. (*Evangelidou N.et al., 2014; Evangelidou N.et al., 2016*).

Враховуючи це, для включення цього показника у портфоліо екосистемних послуг та оцінки можливих емісій при пожежах, необхідне геопросторове моделювання депо радіонуклідів у лісах (*Costanza R. et al., 2017; Lesiv M. et al., 2019; Dvornik A.A. et al., 2017; Dvornik A.A. et al., 2018*). Для цього потрібні дані про такі геопросторові компоненти кінцевого продукту, як: розподіл радіонукліда в ґрунті в просторі, розташування лісових насаджень у просторі та перехід радіонукліда з ґрунту до надземної біомаси в просторі.

Отримання першого показника можна здійснити через інтерполяцію наземних або аеровимірювань (*Briechle S. et al., 2020*). Якщо використовувати наземний метод, то можна взяти проби ґрунту та визначити вміст радіонуклідів у

ньому за допомогою гамма-спектрометра для ^{137}Cs або радіохімічним способом для ^{90}Sr . За допомогою літака або безпілотного літального апарату (дрона), оснащеного гамма-спектрометром, можна виміряти радіаційну інтенсивність в певних точках, після чого ці дані також можна інтерполювати для більшої території (Connor D. et al., 2020).

Другий показник можна отримати за допомогою класичних методів моделювання неперервних показників лісових насаджень, що базуються на супутникових зйомках. Для одночасного моделювання кількох показників (стовбурової деревини, фітомаси крон дерев, фітомаси кори) можна використовувати метод відновлення пропущених даних k-Nearest Neighbors (McRoberts, R.E. 2009; Chirici G. et al., 2016).

Третій показник вказує на частку радіонуклідів у ґрунті, які мігрують назад у надземну біомасу лісових насаджень. Цей показник є динамічним і залежить не тільки від фізичного напіврозпаду радіонукліда, але й від його екологічного періоду напіврозпаду (Calmon P. et al., 2009). Коефіцієнти переходу різняться для різних видів дерев, тому для створення карт потрібні мапи класифікації лісової маски, яка потім перекодується у значення коефіцієнтів переходу. Лісову маску можна класифікувати на види дерев за допомогою моделей на основі супутникових даних (Osinska-Skotak K. et al., 2019), при цьому точність значно підвищиться за використання додаткових, неспектральних даних, таких, як: едафічні, топографічні та кліматичні метрики – для більших територій за площею.

Отримання карт геопросторового розподілу радіонуклідів у лісових насадженнях на основі трьох компонентів можливе, проте основним обмеженням буде просторове розрізнення наявних даних. Мапи коефіцієнтів переходу та компонентів надземної біомаси можна отримати на рівні 10×10 м на основі польових даних, якщо їх достатньо для тренування моделі. Однак мапи розподілу забруднення ґрунту зазвичай мають грубе просторове розрізнення (за умови

інтерполяції вимірювань на місці) або вимагають аеро-гамма-зйомки для великих територій, що може виявитися недосяжним з фінансової точки зору.

2. ОЦІНКА РОЗПОДІЛУ РАДІОНУКЛІДА ^{90}Sr У ЛІСОВИХ ЕКОСИСТЕМАХ ЗОНИ ВІДЧУЖЕННЯ ЧОРНОБИЛЬСЬКОЇ АВАРІЇ

2.1. Оцінка лісових екосистем за допомогою методів дистанційного зондування

Зазвичай, для оцінки параметрів лісових екосистем (бінарної - ліс/не ліс або мультиноміальної - класи надземного покриву, деревні види) використовуються моделювання, яке базується на супутникових (растрових - спектральних і допоміжних) даних та виконується за певним алгоритмом. Спочатку будується тренувальний набір точок на основі достовірних даних, таких як супутникові знімки, аерофотознімки та дані польових пробних площ або лідарної зйомки. Потім створюється растровий набір інформації, що включає спектральні дані та допоміжні дані. Далі кожній точці з тренувального набору присвоюються значення пікселів растрового набору інформації, на які вони потрапляють. На основі цього набору даних будується непараметрична модель, яку застосовують до усього растрового набору даних. Це призводить до створення тематичної класифікаційної карти або закартованого біофізичного чи іншого неперервного параметру лісів. На завершення проводиться перевірка точності моделі на основі певних метрик.

Для формування набору для тренування класифікації наземного покриву в межах ЧЗВ, було використано візуальну інтерпретацію 1025 точок у Google Earth та плагін Collect Earth. Випадкову вибірку було сформовано за допомогою додатку Collect, який включав 6 класів наземного покриву, таких як ліс, трав'янистий покрив, водну поверхню, зарості, забудову та голу землю. Щоб призначити клас, квадрат 30x30 м в заданій точці мав бути в межах 50% або більше відповідного класу. Опис інтерпретації 6 класів наземного покриву зазначений у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Опис картографічних класів наземного покриття на території Чорнобильської зони відчуження, отриманий з використанням супутникових даних.

Клас покриття	Опис класу
Ґрунтова поверхня (без рослинності)	Поверхня доріг у ЧЗВ з ґрунтом. На берегах ставка-охолоджувача піски. На рисунках виділено як "поверхня без рослинності" або "ґрунт без рослинності".
Зарості	Чагарники та кущі. Ростуть верби (<i>Salix spp.</i>) біля водойм. Є молоді розріджені насадження на відкритих просторах, які не відносяться до категорії «ліс».
Трав'яний покрив	Трав'янистий покрив з декількома деревно-кущовими рослинами, які можуть бути видимі на цьому пікселі.
Ліс	Намет з густою деревною рослинністю.
Водна поверхня	Водна формація, що зберігається протягом тривалого часу (річка, ставок, озеро, водосховище).
Забудова	Поверхня доріг та вулиць в населених пунктах покрита асфальтом. Будівлі мають штучні матеріали для покриття даху.

Згідно з таблицею 2.1, основним класом для побудови лісової маски Чорнобильської зони відчуження має бути "ліс". Однак, також важливим класом є "зарості", які знаходяться на колишніх сільськогосподарських угіддях. Для їх відділення від чагарникових формацій та лісових сукцесій на луках, була використана векторна карта сільськогосподарських полів 1986 року, отримана

за допомогою візуального дешифрування даних з космічного знімка Landsat 5 ETM станом на 1985 рік. З розрізненням у 30 метрів було оцінено межі колишніх сільськогосподарських угідь за контурами полів та їх відділено візуально від лісових насаджень, чагарників, населених пунктів та природних травостоїв. Потім була створена полігональна маска на основі уточнення класифікаційною моделлю за знімком цього ж року, а також за допомогою рекомендацій місцевих експертів. Для створення полігонального шару використовувалась програма Quantum GIS.

Для створення карти нових насаджень на колишніх с/г полях, що існували станом на 1986 рік, було скористано растрові маски класів «ліс» (як зімкнуті молоді та середньовікові насадження) та «зарості» (як незімкнуті молоді насадження), які були обрізані в межах векторної маски с/г полів.

Для створення класифікаційних та регресійних моделей використовувалися традиційні непараметричні підходи. Спектральні змінні для тренувальних наборів не характеризувалися нормальним розподілом, тому було застосовано методи класичного машинного навчання, які передбачені для роботи зі структурованими даними у табличній формі. У дослідженні використовувалися три підходи: k-Найближчих Сусідів, та два ансамблеві методи (градієнтні бустингові машини та «Випадковий ліс»).

Метод k-Найближчих Сусідів (також відомий як k-NN, англ. k-Nearest Neighbors) ґрунтується на пошуку найближчих значень в деякому просторі ознак (McRoberts R. E., 2012; McRoberts R. E., Tomppo, E. O., 2007). Для кожного значення вектору залежної змінної, алгоритм обчислює кілька «сусідніх» значень ($n = k$) з того ж вектору, чий набір незалежних предикторів є найбільш схожим. Чи є ці значення «сусідами» визначається матрицею відстаней, такою як Евклідова або Махаланобіса. Кількість k «сусідів» в методі k-NN визначається користувачем експериментальним шляхом на основі бажаних параметрів точності та адекватності моделі. Загальне рівняння для оцінки «сусідства» у

методі k-NN (n-для класифікації) має наступний вигляд (1):

$$\hat{y}_i = \sum_{j=1}^k \frac{1}{d(i, x_j)^2} (1)$$

де \hat{y}_i – оцінка «сусідства» для i – класу, а $d(i, x_j)^2$ – математична відстань значень у просторі ознак відповідно обраній матриці.

Ансамбль методів - новіший тип машинного навчання, що використовує набір простіших моделей. Результатом є зважене значення залежної змінної, отримане від цих функцій. Часто для створення ансамблю використовують "деревовидні" моделі або "ліс", складаючись з кількох "дерев", кожне з яких моделює залежну змінну з дисперсією. Ансамбль "дерев" зменшує цю дисперсію застосовуючи певну функцію (*Chrysafis I. et al., 2017*).

"Випадковий Ліс" (RF) базується на ансамблю деревовидних моделей, які тренуються незалежним одна від одної (*Belgiu M. and Dragut L., 2016*). У задачі класифікації результатом буде клас, який визначено як вірний більшістю "дерев". Для задач регресії приймається середнє арифметичне зі змодельованих "деревами". Кількість "дерев" n є кількістю ітерацій, що повторюються в рамках алгоритму Random Forest. Для цієї моделі актуально використання внутрішньої оцінки точності out-of-bag error, яка обчислюється на основі "дерев", що не потрапили в тренувальну підвибірку. Алгоритм bagging дозволяє всім "деревам" з "лісу" бути частинами тренувальної підвибірки в певний момент, а в інший – у валідаційному піднаборі для підрахунку out-of-bag error.

GBM - алгоритм, що базується на принципі покращення моделі шляхом навчання сукупності "дерев" у визначеному порядку, використовуючи градієнтний спуск для оцінки цільової функції втрат. Якщо додаткове "дерево" знижує цільову функцію в порівнянні з попереднім, то воно застосовується для подальшого моделювання; в іншому випадку - відкидається. GBM також може використовувати стохастичний підхід до моделювання, який ґрунтується на

випадковому відборі підвибірки даних. RMSE є найбільш поширеною метрикою прецизійності для задач регресії і обчислюється за формулою (2).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

(2)

де n – обсяг вибірки, y_i – емпіричне значення залежної змінної, а \hat{y}_i – змодельоване значення залежної змінної.

У функції втрат GBM використовують метрики, які також використовуються в моделях Random Forest. Останній метод є дуже популярним у численних студіях, особливо в задачах класифікації даних, що пов'язані з лісовими екосистемами. Це може бути пояснене тим, що його гіпер-параметри легко налаштовуються, і він досить "толерантний" до малих розмірів тренувальної вибірки, де предиктори взаємно корелюють між собою ($n < 1000$). Для моделювання біофізичних показників лісів найчастіше використовують k-NN моделі. Хоча GBM є більш складним та досконалим методом для регресії структурованих даних, для дистанційного дослідження лісів його застосовують не часто. Це можна пояснити тим, що при $k = 1$ метод «найближчих сусідів» набуває біологічного змісту: обчислення враховують лише «сусідні» значення-аналоги, без усереднення в межах функції. Це допомагає зберегти коваріаційне співвідношення між змодельованими та відновленими пропущеними значеннями, але може зменшити точність моделі порівняно з більшими значеннями k або досконалішими методами (McRoberts, R.E. 2009). Залишається дискусійним, які метрики краще використовувати для моделювання первинних біометричних показників (наприклад, сума площ поперечних перерізів, кількість дерев на 1 га) та вторинних параметрів (наприклад, запас стовбурів у корі) (Wu C. et al., 2016).

В даному дослідженні було використано моделі Random Forest для класифікації типів надземного покриву та деревних видів в межах маски

«молодий ліс». Для порівняння біометричних параметрів лісів використовувалися регресійні моделі, які були оцінені усіма трьома методами, згаданими вище. Для визначення запасів депонованих радіонуклідів було розроблено алгоритм, що включав наступні кроки: моделювання значень стовбурного запасу у корі для маски «молодий ліс» з використанням методів машинного навчання; створення карт коефіцієнтів переходу радіонуклідів у межах окремих під-масок відповідно до класифікації на деревні види; обчислення запасів депонованих радіонуклідів у стовбуровій фітомасі нових лісів на території колишніх с/г угідь шляхом множення запасів стовбурів у корі на питому активність радіонукліду у ґрунті та на коефіцієнт переходу з ґрунту у стовбури дерев.

Для побудови моделей Random Forest було використано R-пакет {randomForest} (Breiman L., 2001.), k-NN моделі були побудовані за допомогою R-пакету {yalmpute} (Crookston, N.L., Finley A.O., 2008), а моделі GBM – за допомогою R-пакету {XGBoost} (Chen T.Q., Guestrin C., 2016; Greenwell B. et al., 2019). Растрові операції із спектральними і допоміжними наборами даних проводились за допомогою R-пакету {raster}. Дані з платформи Google Earth Engine (Gorelick N. et al., 2017) використовувалися для отримання супутникових знімків та даних цифрової моделі рельєфу. Спектральні дані були отримані у середовищі Quantum-GIS. Для отримання даних на основі спектральних даних перетворення типу «ковпак з кистю» використовувався R-пакет {RSTools}.

2.2. Класифікація дослідних екосистем: спектральні та допоміжні дані

Для створення карти класів наземного покриву та подальшого моделювання у межах умовної маски "молодий ліс", яка включала класи "ліс" та "зарості", але лише на колишніх с/г угіддях (1986 р.), було зібрано тренувальну вибірку точок. Усі точки було візуально оцінено у середовищі Google + Collect Earth, а сама випадкова вибірка була створена за допомогою плагіну Collect (Beu A. et al., 2016). З 1025 точок тренувального набору, 31 була класифікована як "водна поверхня", 10 як "грунтова поверхня без рослинності", 6 як "забудова", 264 як "зарості", 198 як "травостій" та 516 як "зімкнутий ліс". На рис. 2.1 можна побачити приклади таких точок у середовищі Google Earth.



Рис. 2.1 – Приклади точок з тренувальної вибірки для класифікації надземного покриву в ЧЗВ. Точки позначені літерами a, b, c, d, e та f відповідно до класів, до яких вони були інтерпретовані: (a) ліс, (b) травостій, (c) водна поверхня, (d) зарості, (e) забудова, (f) ґрунтова поверхня без рослинності.

Більшість точок з тренувального набору (рис. 2.1) була отримана від

супутників, доступних у середовищі Google, на 2017 рік. Спектральні дані саме для цього періоду були використані для побудови класифікаційних моделей. В середовищі Google Earth Engine було створено безхмарну мозаїку знімків Landsat 8 OLI (просторове розрізнення 30 м), де значеннями каналів виступало відбиття поверхні. Знімки Landsat були отримані у межах вегетаційного періоду, типового для умов Українського Полісся (з 25 травня по 25 вересня).

На основі даних каналів відбиття поверхні було пораховано п'ять метрик, які далі використовувалися у моделюванні: вегетаційний індекс NDVI (англ. Normalized Difference Vegetation Index), вегетаційний індекс NDWI (англ. Normalized Difference Water Index), а також три метрики перетворення типу «ковпак з кистю» (ТСТ): TCB (Tasseled Cap Brightness, «яскравість»), TCG (Tasseled Cap Greenness, «зеленість») та TCW (Tasseled Cap Wetness, «вологість»).

Індекс NDVI є класичним параметром при моделюванні лісових екосистем і заснований на співвідношенні червоного та ближнього інфрачервоного каналів. Зазвичай, більші його значення вказують на щільніше накопичення рослинної біомаси у даному пікселі. Індекс NDWI широко застосовується для визначення вмісту води у водоймах (співвідношення зеленого та ближнього інфрачервоного каналів) і використовується в даному дослідженні для адекватнішого розрізнення водних поверхонь, які часто заростають водною рослинністю літом, та класів «ліс» й «зарості».

Трансформація ТСТ - це ортогональна зміна значень більшості каналів супутника, яка уніфікує спектральні дані для дослідження фітоценозів у зручній формі (три метрики). Для обрахунку метрик TCB, TCG та TCW використовувалися емпірично встановлені коефіцієнти для трансформації даних Landsat 8 OLI за допомогою пакету RStoolbox. Крім того, використовувався допоміжний параметр - висота над рівнем моря, який

застосовується для розмежування водних поверхонь та відкритих ландшафтів від лісів, а також для кращої класифікації деревних видів. Для отримання даних DEM використовувалися дані з Google Earth Engine та Shuttle Radar Topography Mission 2000 року з розрізненням 30 м. Результати спектрального та допоміжного набору даних для класифікації наземного покриття можна побачити на рис. 2.2.

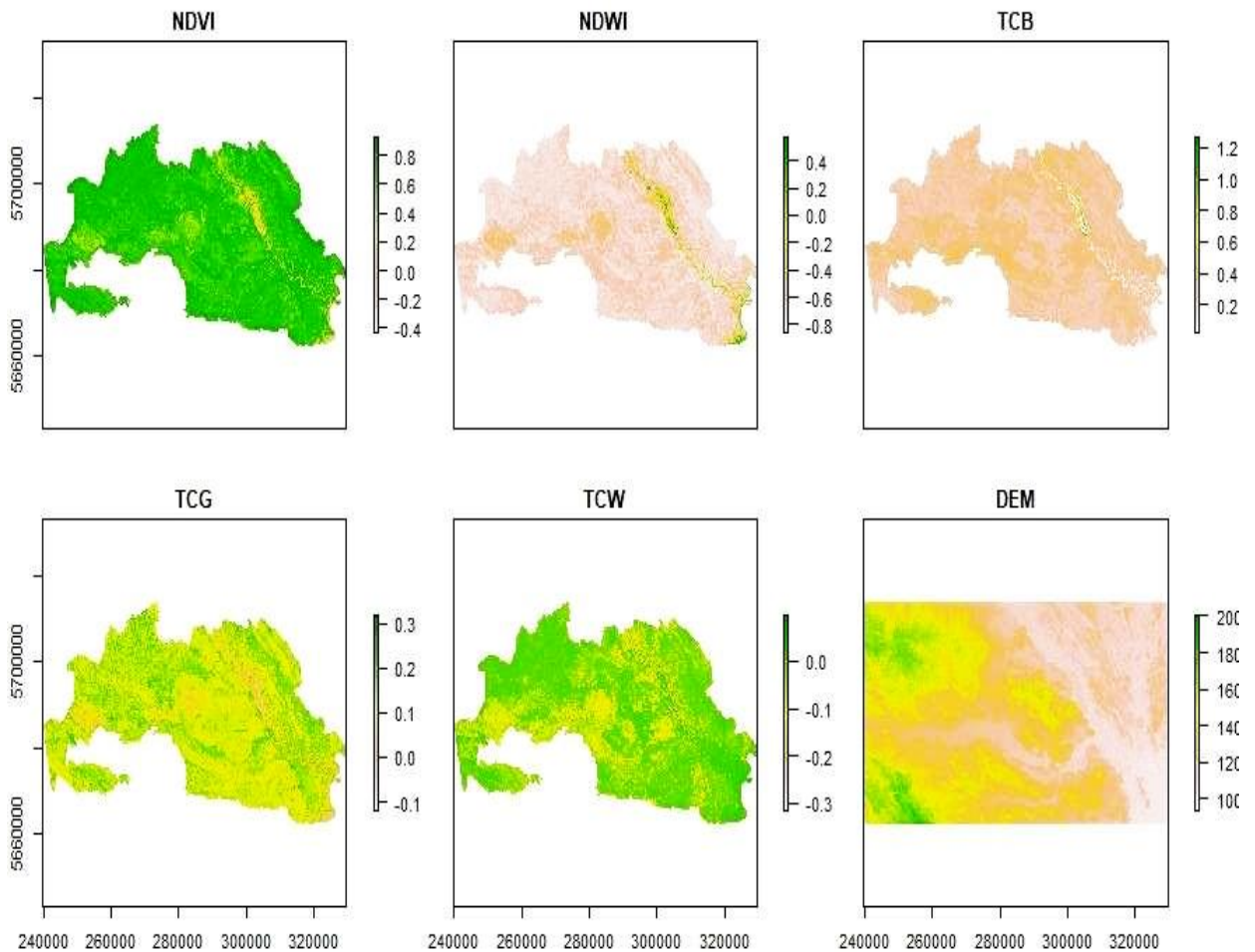


Рис. 2.2 – Відомості щодо вегетаційних індексів NDWI та NDVI, а також оновлені дані перетворення TCT на 2017 рік та висоти над рівнем моря на основі DEM 2000 року для Чорнобильської Зони Відчуження (ЧЗВ).

Для тренувальної вибірки точок дані шести метрик (рис. 2.2) було витягнуто за допомогою Quantum GIS. Розподіл цих даних згідно з візуально інтерпретованими класами наземного покриття показано на рис. 2.3.

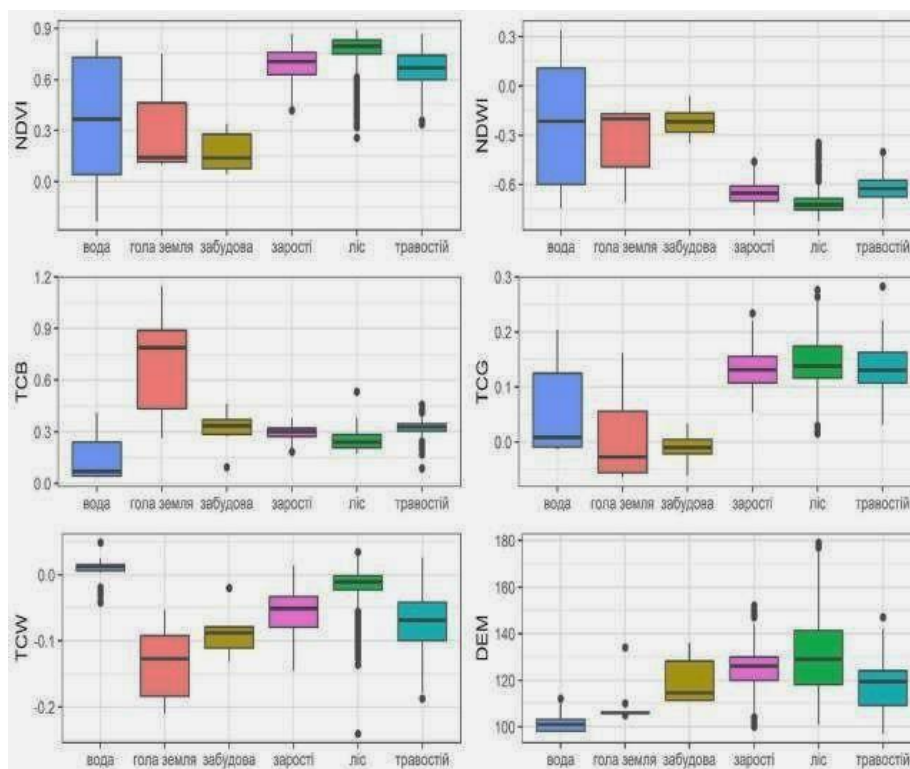


Рис. 2.3 – Графіки boxplot для шести метрик, які були отримані для тренувальної вибірки точок з візуальною інтерпретацією.

Відповідно до зображення 2.3, спектральні характеристики класів «зарості» та «травостій» за індексами NDVI й TCG подібні. Для визначення класу «ліс», метрики NDVI та TCW є кращими, ніж TCG. Метрики NDWI, TCB та DEM є найбільш відповідними для правильної класифікації водних поверхонь. Піщані береги ставка-охолоджувача біля Чорнобильської АЕС («ґрунтова поверхня без рослинності») найкраще розрізняються за допомогою метрики TCB.

Для класифікації лісової маски за деревними видами використовували ті ж спектральні показники, що і для класів наземного покриття, а також додаткові показники. Для цього було вибрано аналогічні індекси та значення перетворення типу «ковпак з кистю» на весняний період (25 березня 25 травня), а також цифрову модель рельєфу. Ці значення було вибрано з метою використання усього потенціалу часових серій супутників Landsat для більш точного розрізнення хвойних та листяних деревних видів (Myroniuk V. et al.,

2020). Предиктори, що представляють літні сезонні композити, було позначено як «sum» (NDVI_sum, TCB_sum, TCG_sum, TCW_sum), а відповідні показники, отримані станом на весну 2019 р., позначено як NDVI_spr, TCB_spr, TCG_spr, TCW_spr.

З метою геопросторового оцінювання КП для радіонуклідів (зокрема ^{90}Sr), що переходять із ґрунту у стовбурову фітомасу, було використано КП значення, які були емпірично встановлені в дослідженні (Bilous A. et al., 2020), а також показники базисної щільності фітомаси стовбурової деревини без кори. Для сосни звичайної, ці значення складають $17,8 \cdot 10^{-3} \text{ м}^2 \cdot \text{кг}^{-1}$ та $393 \text{ кг} \cdot \text{т}^{-1}$ відповідно, а для берези повислої - $18,0 \cdot 10^{-3} \text{ м}^2 \cdot \text{кг}^{-1}$ та $415 \text{ кг} \cdot \text{т}^{-1}$.

Отже, формула (3) використовується для розрахунку депонування ^{90}Sr у фітомасі стовбурової деревини (без кори):

$$Q_{\text{ф}} = 0,1 \times Q \times K_{\text{ф}} \times a \times \rho \quad (3)$$

де $Q_{\text{ф}}$ – це запас активності радіонукліду в стовбуровій фітомасі (без кори), $\text{Бк} \cdot \text{м}^{-2}$; Q – це запас стовбурової деревини, що вимірюється в $\text{м}^3 \cdot \text{га}^{-1}$; $K_{\text{ф}}$ – КП радіонукліду з ґрунту в біомасу стовбура (без кори), $n \cdot 10^{-3} \text{ м}^2 \cdot \text{кг}^{-1}$; a – це базисна щільність деревини в $\text{кг} \cdot \text{м}^{-3}$; а ρ – це щільність забруднення ґрунту в $\text{Бк} \cdot \text{кг}^{-1}$.

2.3. Методи діагностики спектрального набору даних для моделювання біометричних параметрів досліджуваних екосистем

Для навчання регресійних моделей використовувалися КТПП, розташовані в молодих лісах для виявлення впливу радіації на розвиток екосистеми (Evangelidou N., Balkanski Y., 2015). Спектральні значення для 101 КТПП, які містили дерева, були отримані зі супутникового знімка Sentinel-2 (25.05-25.09.2019), за допомогою якого було визначено видимий спектр, NIR, SWIR-1, SWIR-2, Red Edge та індекс NDVI (Nedkov R., 2017). Для моделювання

використовувались лише 11 предикторів, з яких Random Forest показав найвищу точність (Evangelidou N. et al., 2015; Bilous A. et al., 2017). Для порівняння, використовувалися також k-NN та GBM підходи. Кількість предикторів було зменшено ітеративно з метою досягнення найвищої точності моделі, при цьому використовувалися графіки в R-пакеті {randomForest} для оцінки впливу предикторів на точність моделі. Сума площ поперечних перерізів та запас стовбурів у корі були модельовані лише за допомогою предикторів, що показали найбільшу точність у початковій тест-моделі RF (Evangelidou N., Balkanski Y., 2015). Для k-NN моделі використали $k = 1$, оскільки саме така кількість «сусідів» дозволяє зберегти початкову коваріаційну структуру між значеннями, що прогнозуються, і метод пошуку відстані - Random Forest, оскільки він є найточнішим серед інших методів (Bilous A. et al., 2017; Bilous A. et al., 2020).

Стандартні гіпер-параметри використано для RF, з $n = 500$ "дерев". Для GBM запущено ітеративний алгоритм, який моделював пробні зразки GBM з матрицею гіпер-параметрів. Це дозволило прогнозувати показники з найменшою помилкою. Таблиця 2.2 містить матрицю гіпер-параметрів для тюнінгу моделі GBM.

Таблиця 2.2 – Матриця гіпер-параметрів пошуку оптимальної моделі GBM

Гіпер-параметр тюнінгу моделі	Значення гіпер-параметру				
Кількість «дерев»	500	1000	5000	10000	
Крок навчання (за градієнтним спуском)	0.01	0.05	0.02	0.001	
Глибина взаємодії у «деревах»	2	4	6	8	10
Кількість спостережень відгалужень «дерев»	5	10	15		
Стохастична частка тренування моделі вибірки	0.5	0.7	1.0		

Для всіх видів моделей було розраховано значення середньоквадратичної

помилки RMSE та систематичної похибки, що була визначена класичним методом як різниця між сумою емпіричних та змодельованих значень. Крім цього, для кожної групи даних було змодельовано регресію геометричного середнього функціонального зв'язку (Henderson E.B. et al., 2019), який враховує як залежну, так і незалежну змінну як джерело невизначеності, тобто є двосторонньою відносно вектору даних (Riemann R. et al., 2010). Таким чином, систематичну похибку можна визначити як коефіцієнт узгодженості (Ji L., Gallo K., 2006) між лінією 1:1, яка показує узгодженість між емпіричними та змодельованими даними, та лінією регресії GMFR (4).

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST} \quad (4)$$

де R^2 – коефіцієнт узгодженості, SSR – сума квадратичної різниці, SST – сума потенційної різниці. Подібним чином розраховані систематичний (R^2_{sys}) коефіцієнт узгодженості та його несистематичний аналог R^2_{nonsys} (5, 6):

$$R^2_{sys} = 1 - \frac{SSR_{sys}}{SST} \quad (5)$$

$$R^2_{nonsys} = 1 - \frac{SSR_{nonsys}}{SST} \quad (6)$$

де SSR_{sys} – це систематична сума різниці, а SSR_{nonsys} – несистематична сума різниці (51). В свою чергу, систематичний коефіцієнт узгодженості вказує на відношення даних стосовно лінії регресії GMFR, та дисперсію навколо цієї лінії - несистематичний.

Для двох модельних груп лісотаксаційних виділів, що складаються з групи зімкнутих насаджень берези повислої з домішкою вільхи чорної та з незімкнутими заростями сосни звичайної площею 60 га, було здійснено порівняння змодельованих значень запасу стовбурів у корі з даними лісовпорядкування (станом на 2016 р.). Вибірка насаджень для двох модельних груп лісотаксаційних виділів була здійснена випадковим чином із загальної вибірки даних лісовпорядкування Чернігівського землекористування. Після

цього було проведено аналіз отриманих моделей за кількома геостатистичними метриками. Зокрема, було пораховано коваріацію між площею поперечних перерізів (як первинним біометричним показником лісового насадження) та запасом стовбурів у корі (як вторинним біометричним параметром) з використанням моделі k-NN (при k = 1). При цьому було перевірено гіпотезу, що модель k-NN краще зберігає коваріаційну структуру, використовуючи формулу (7):

$$\text{cov}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (7)$$

де x й y – це вектори модельованих показників, а \bar{x} – це середнє значення у вибірці; n – кількість значень вибірки.

Додатково, було створено описові емпіричні семіваріограми з метою виявлення просторової мінливості змодельованих параметрів та візуалізації їхньої спроможності відображати геопросторові закономірності у реальних даних. Семіваріограма обчислюється як половина дисперсії значення параметра між усіма парами точок на певній відстані h . Просторова семіваріограма була обчислена за формулою (8):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} (z_i - z_{i+h})^2 \quad (8)$$

де $\gamma(h)$ – це семіваріація відстані h ; n – це кількість пар точок, а z_i та z_{i+h} – значення показників двовимірного x й y просторів.

Для виявлення взаємозв'язку між запасом стовбурів у корі та сумою площ поперечних перерізів на побудованих картах за трьома моделями, було створено графіки двовимірних спільних гістограм. Для цього було випадково згенеровано вибірку з 1000 точок у середовищі QGIS, з яких 707 були у межах

маски «молодого лісу». Відстань між точками не була меншою за 100 м.

На основі цієї вибірки було побудовано емпіричні кумулятивні функції розподілу даних за трьома різними типами моделей. Також були створені аналогічні графіки функцій для емпіричної вибірки пробних площ. Для визначення статистичної відмінності між модельними та емпіричними розподілами даних пробних площ було застосовано непараметричний χ -тест Колмогорова-Смірнова. Якщо отримане р-значення було менше за 0,05, то відповідні емпіричні кумулятивні функції розподілу приймали статистично різними.

2.4. Класифікація та оцінка біометричних показників молодих лісів в ЧЗВ з використанням геопросторового підходу

Адекватні результати були продемонстровані моделлю Random Forest (RF) під час класифікації наземного покриву, з загальною точністю 80,3%. Класи "ліс" та "зарості" досягли відповідно 90,0% та 70,5% точності користувача. Детальна матриця помилок подана у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Таблиця результатів класифікації наземного покриву в Чорнобильській зоні відчуження

Показник	Ґрунтова поверхня	Забудова	Ліс	Травостій	Водна поверхня	Зарості	Помилка %
Ґрунтова поверхня	7	0	0	2	0	1	30,0
Забудова	0	5	0	0	1	0	16,7
Ліс	0	0	464	0	0	40	10,0
Травостій	0	0	11	139	0	48	29,8

Водна поверхня	0	0	4	5	22	0	29,0
Зарості	0	0	33	45	0	186	29,5

У 2019 році в межах Чорнобильської зони відчуження було класифіковано 1630 км² території як "ліс" (що складає 62,8% загальної площі) та 409 км² для класу "зарості" (15,8% площі). Площа полігонального шару покинутих сільськогосподарських угідь, оцінена на 464 км², становить 17,8% площі ЧЗВ. В межах цього шару, на об'єднаний клас "молодий ліс", який далі був підданий моделюванню, припадає 328 км² території, що складає 12,6% від загальної території ЧЗВ. Результати класифікації представлені на рис. 2.4.

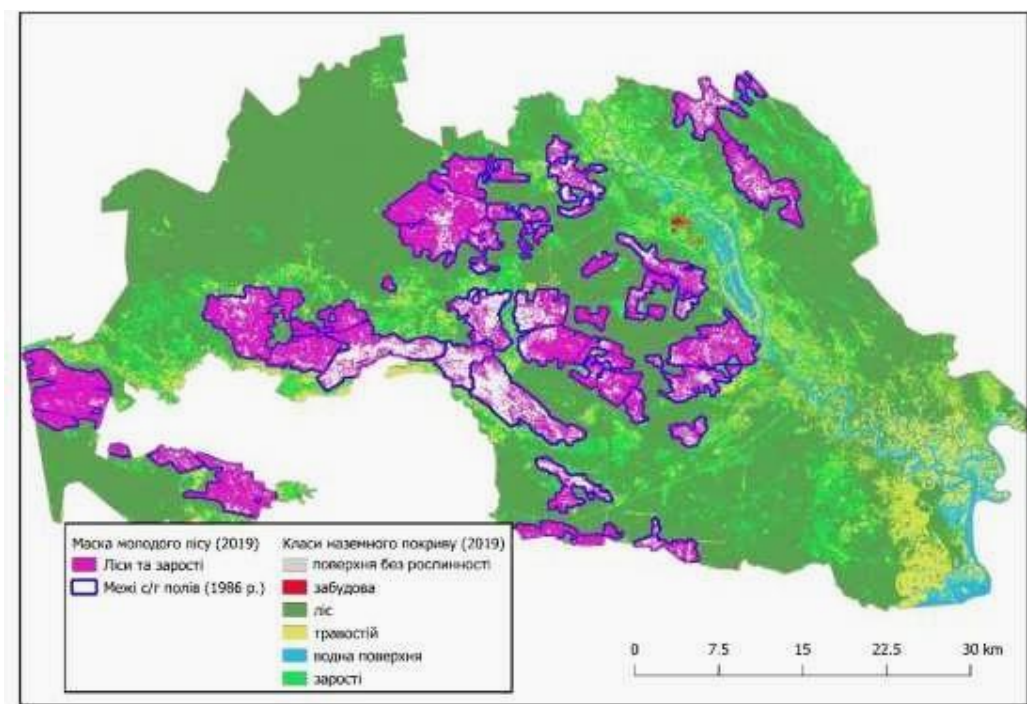


Рис.2.4 – Наземний покрив та полігональний шар покинутих сільськогосподарських угідь в межах Чорнобильської зони відчуження, що були вивчені у дослідженні

За допомогою даних космічного знімка від супутника Sentinel-2 було отримано 11 спектральних показників, проте для подальшого моделювання біометричних параметрів екосистем, обрано лише сім з них (рис. 2.5).

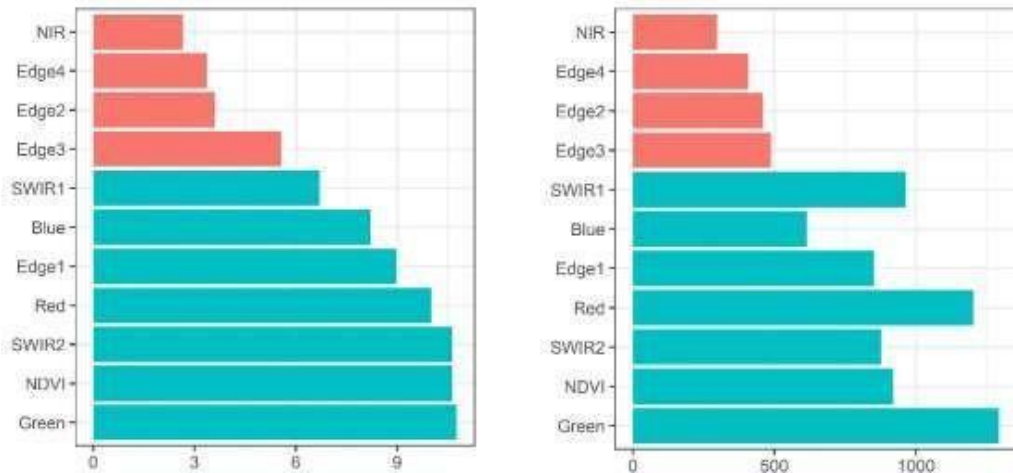


Рис. 2.5 – Значущість показників у порівнянні (зліва) та стійкість «розгалужень» в деревоподібних моделях всередині ансамблю *Random Forest* тестової моделі (справа) для передбачення загальної площі поперечних перерізів

Спостереження показали, що лише сім з одинадцяти спектральних показників були корисними для прогнозування біометричних параметрів екосистем. Ці семи показники позначені блакитним кольором на рисунку 2.5. Додаткові показники, позначені червоним кольором, або зменшення кількості предикторів призводили до збільшення помилки моделювання. Модель Gradient Boosting Machine (GBM) з кількістю дерев в ансамблі - 1000, глибиною взаємодії - 2, кроком навчання - 0,01, мінімальною кількістю спостережень у «відгалуженнях» деревовидних моделей - 15, і стохастичною часткою тренування моделі - 0,5, дав найкращі результати для прогнозування площі поперечних перерізів та запасу стовбурів у корі досліджуваних насаджень. Результати середньоквадратичних похибок та коефіцієнтів узгодженості для шести моделей (k-NN, RF та GBM для двох досліджуваних біометричних параметрів) показані на рисунках 2.6-2.8.

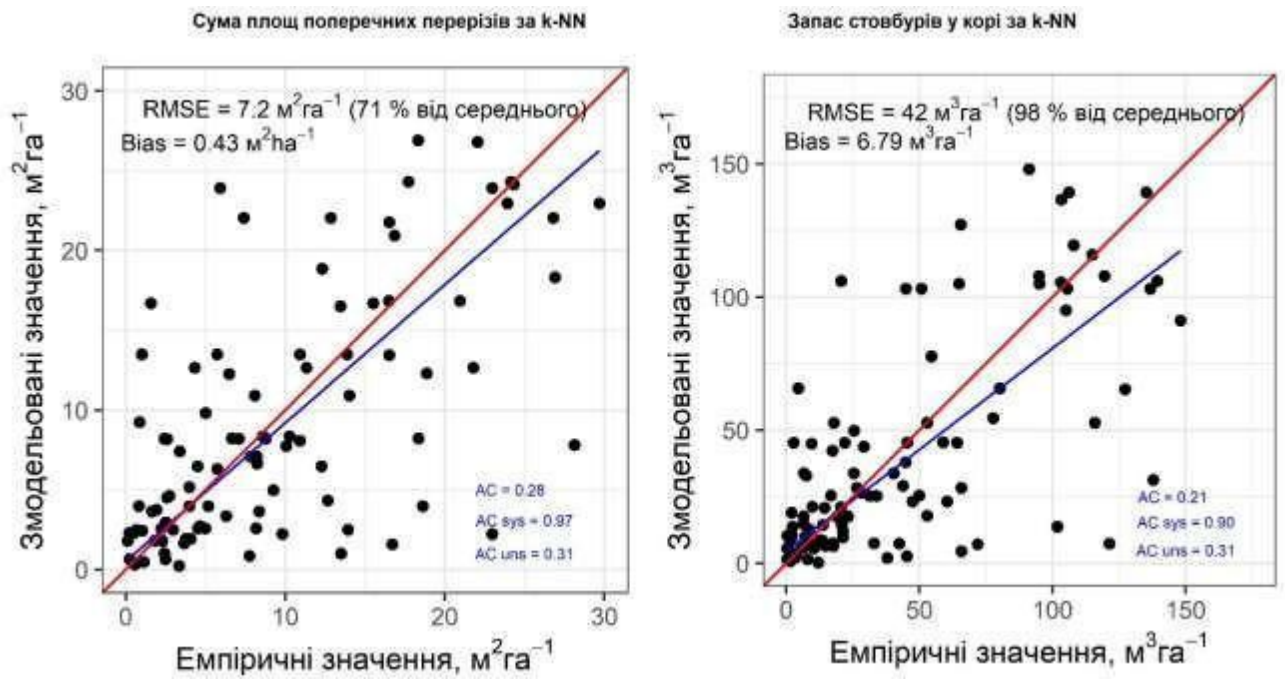


Рис. 2.6 – Перевірка точності k-NN моделі для досліджуваних показників. Синя пряма відображає лінію регресії GMFR, а червона - співвідношення 1:1.

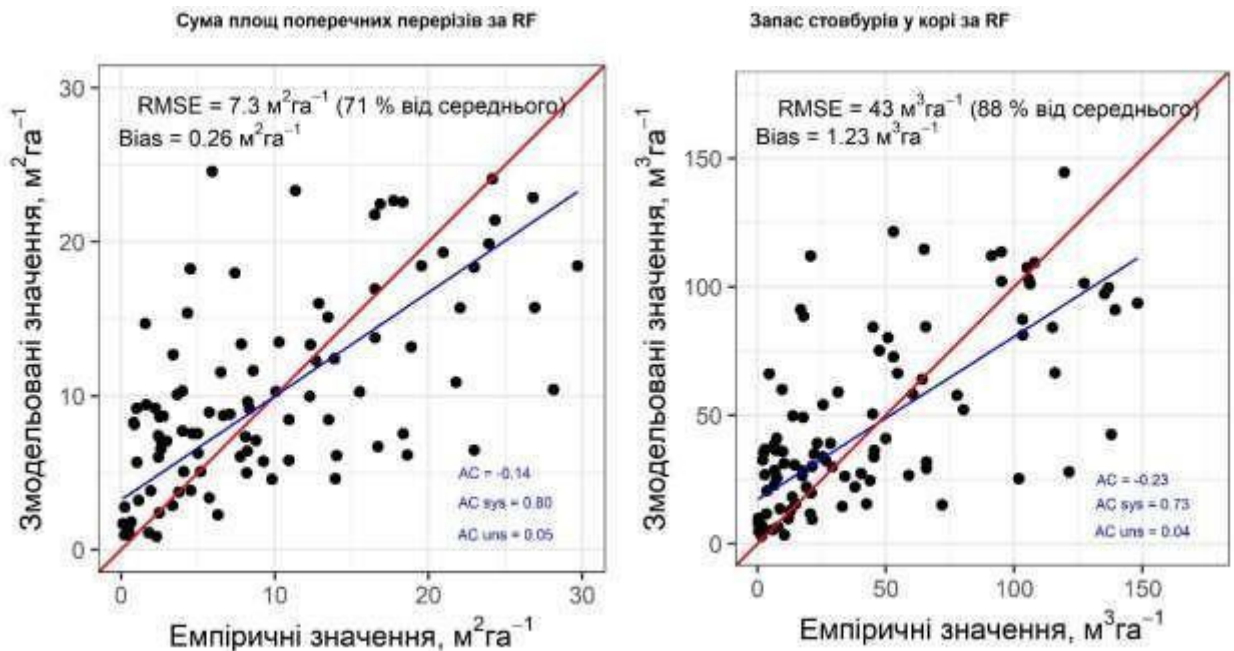


Рис. 2.7 – Перевірка правильності працездатності моделі RF відносно досліджуваних показників була проведена. Червона пряма вказує на співвідношення 1:1, тоді як синя пряма - на лінію регресії GMFR.

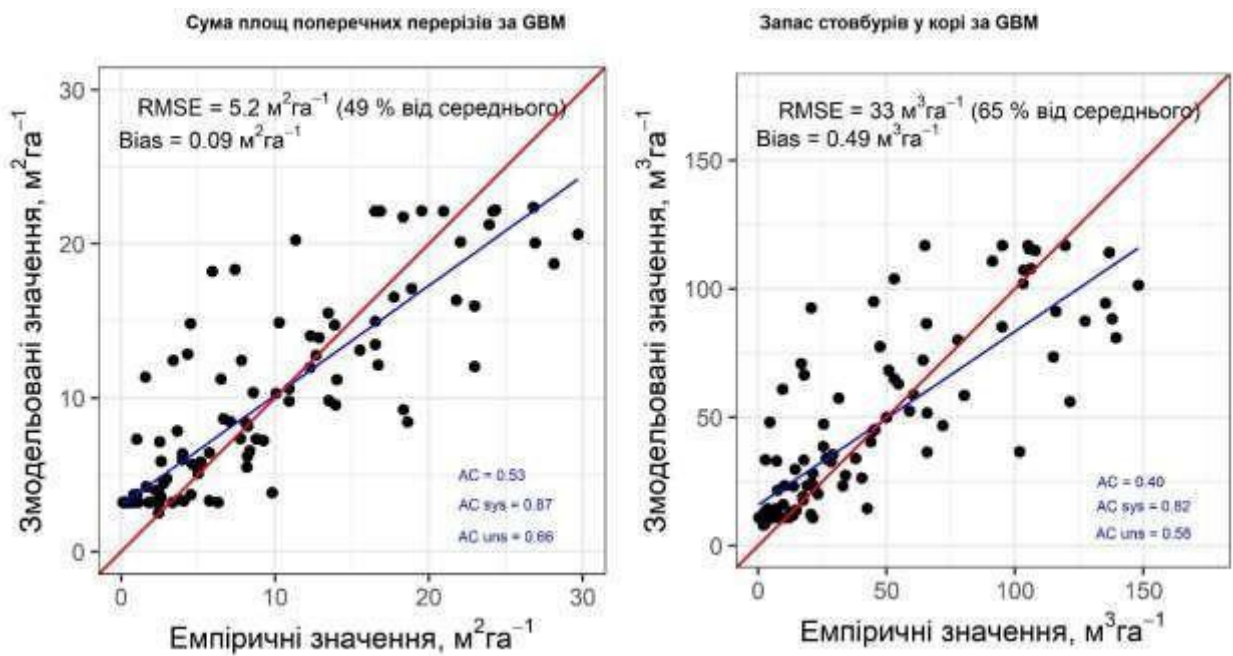


Рис. 2.8 – Перевірка достовірності GBM моделі для досліджуваних показників. Червона ямапр показує відношення 1:1, синя - лінія регресії GMFR.

Згідно з рисунками 2.6-2.8, модель GBM показала найменшу середньоквадратичну та загальну систематичну похибки та найвищий коефіцієнт узгодженості AC для суми площ поперечних перерізів і запасу стовбурів у корі.

У порівнянні з цим, модель RF мала негативні значення коефіцієнту узгодженості, тоді як метод "найближчих сусідів" мав найвищі значення систематичного коефіцієнту узгодженості ACsys. Це відображено на графіках, де лінія 1:1 була накладена на лінію регресії GMFR для повнішого візуального порівняння. Для ансамблевих методів відхилення змодельованих значень від емпіричних були значні, змодельовані значення суттєво перевищували дані пробних площ.

На території покинутих сільськогосподарських угідь були створені карти обох досліджуваних біометричних показників для всієї маски класу "молодий ліс". Результати представлені в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 – Значення змодельованих біометричних показників для молодих лісових насаджень на території Чорнобильської зони в межах середнього та

Значення	Сума площ поперечних перерізів, м ² ·га ⁻¹			Запас стовбурів у корі, м ³ ·га ⁻¹		
	k-NN	RF	GBM	k-NN	RF	GBM
Сума	290 000	338 000	327 000	1 500000	1 800000	1 600000
Середнє	8,9	10,4	10,1	45,4	54.1	49,7
Мінімальне	0,2	0,5	0,4	0,3	1,5	0,5
Максимальне	49,3	28,3	26,7	336,4	184.4	146,9

Згідно з таблицею 2.4, всі три типи моделей змоделювали досліджувані біометричні показники лісів з приблизно однаковими загальними та середніми значеннями, хоча можна помітити відмінності між результатами ансамблевих моделей та методу k-NN. Зокрема, максимальні значення було отримано саме за останнім підходом, що є його загальновідомою особливістю (McRoberts, R.E. 2009; Fu Y. et al., 2019). Однак, на відміну від k-NN, ансамблеві моделі показали вищий загальний запас стовбурів у корі. Цей факт краще проілюстрований порівнянням з даними лісового управління для двох місцевих груп тахометричних площ (рис. 2.9).

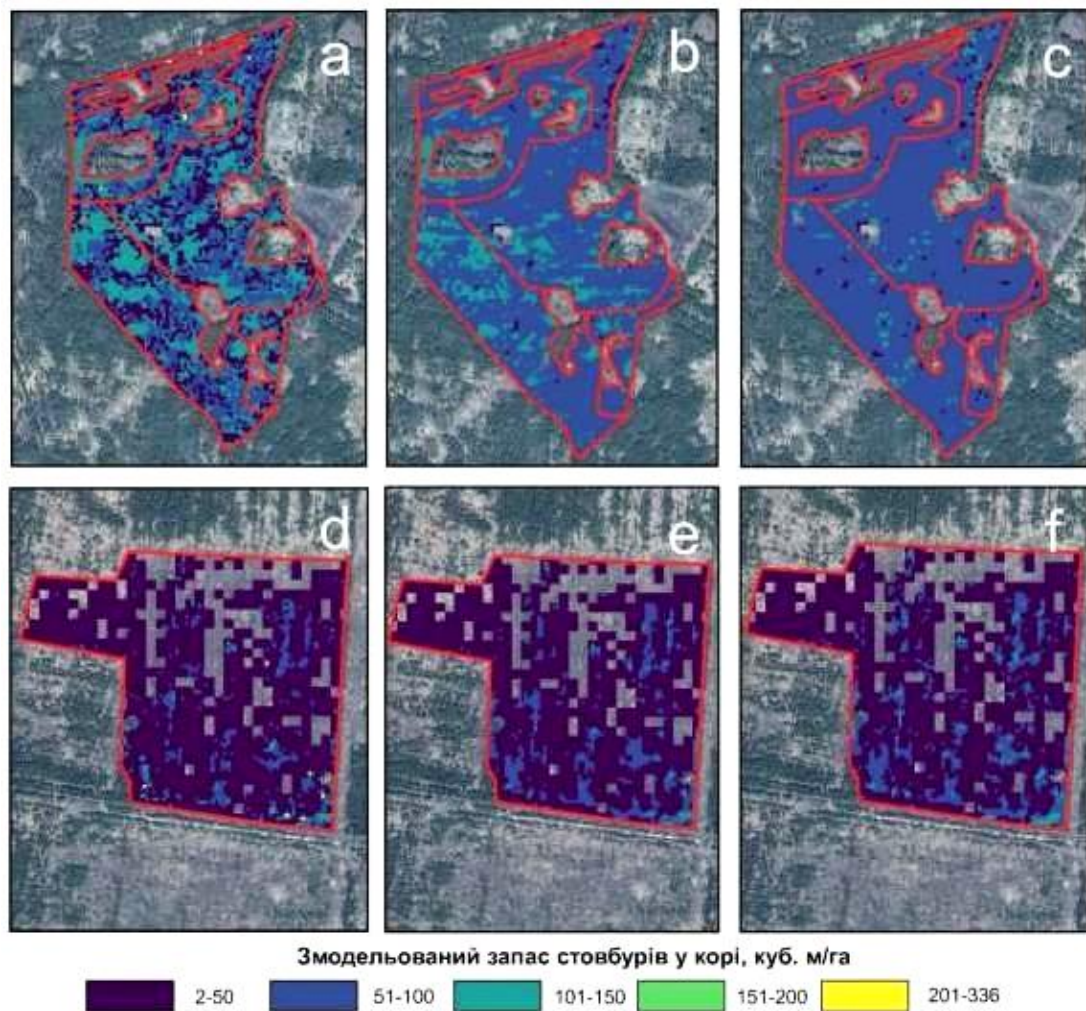


Рис. 2.9 – Карти локального запасу деревини для двох груп виділів, використовуючи моделі (a, d) k-NN, (b, e) RF та (c, f) GBM.

Згідно з рис. 2.9, лише невелика кількість максимальних значень запасу стовбурів у корі (позначені жовтим кольором на градієнтній шкалі) відповідно до моделі k-NN була зареєстрована для обох груп виділів. Це детальніше пояснює середні та загальні значення, представлені в табл. 2.4: ансамблеві моделі дають більш плавні, тобто ближчі до середнього значення у вибірці, результати. В результаті, загальний запас стовбурів у корі вищий у порівнянні з моделями RF та GBM (табл. 2.5).

Таблиця 2.5 – Порівняння змодельованих значень запасу стовбурів у корі для двох груп насаджень було зроблено з даними лісовпорядкування на 2016 рік.

Значення	Перша група (зімкнутий ліс)		Друга група (незімкнуті зарості)	
	середнє ($\text{м}^3 \cdot \text{га}^{-1}$)	сума (м^3)	середнє ($\text{м}^3 \cdot \text{га}^{-1}$)	сума (м^3)
Лісовпорядкування	127.2	7.1k	33.0	2.0k
k-NN	71.1	4.3k	27.8	1.3k
RF	81.6	5.0k	34.8	1.7k
GBM	75.5	4.6k	38.3	1.8k

Середній та загальний запас стовбурів у корі (табл. 2.5) березово-вільхових зімкнутих лісів було значно недооцінено всіма моделями для першої групи насаджень. Для другої групи виділів, яка має переважно незімкнуті молодняки сосни звичайної, ансамблеві моделі показали досить точні результати, особливо щодо прогнозування середніх значень. Хоча за три роки мав бути певний приріст (дані за 2016 рік, картографічні дані за 2019 рік), слід врахувати, що маска класу "молодий ліс", для якої моделювався запас стовбурів у корі, охоплює лише близько 70% території лісотаксаційного виділу (рис. 2.9).

Створені карти дозволяють уточнити стан заліснення покинутих сільськогосподарських угідь, для яких нині в Україні існують значні невизначеності. Такі самосівні ліси поза межами Чорнобильської зони відчуження є приватною власністю або знаходяться на землях запасу (Bilous A. et al., 2017). В Чорнобильській зоні відчуження нові лісові екосистеми впорядковуються, як і старі насадження, що існували до аварії 1986 року, але темпоральний крок (10 років) між лісовпорядкуванням є значним, щоб адекватно оцінити динаміку подібних ландшафтів. Важливо, що такі ліси мають як позитивні, так і негативні риси. Резервуари депонованого вуглецю

забезпечують додаткові переваги у боротьбі зі змінами клімату. Також, вони допомагають зробити локальні біогеохімічні цикли штучних радіонуклідів більш сталими, що позитивно впливає на біорізноманіття ландшафтів. Однак, існує значний ризик загоряння у молодих самосівних лісах, що підтверджує швидке поширення масштабних пожеж територією Чорнобильської зони відчуження у 2015-2016 та 2020 роках. Тому створені карти є важливим джерелом моніторингу нових лісів, незалежно від того, чи були вони офіційно обліковані під час останнього лісовпорядкування. Крім того, ці карти можуть бути використані як база для подальшого моделювання геопросторового розподілу радіоактивного забруднення, динаміки та темпоральних трендів лісової рослинності (Ager A. A. et al., 2019).

Для адекватної класифікації наземного покриву у ЧЗВ за даними супутника Landsat використовують вегетаційні індекси та перетворення типу "ковпак з кистю", що є достатнім набором предикторів. Sentinel-2 застосовують для картування незімкнутих лісових формацій, таких як самосівні ліси на відкритих ландшафтах у Польщі. У Польщі природні ліси з'являються переважно на місці лук та залишків степової рослинності, тому їхній моніторинг здійснюється з метою оцінки загрози біорізноманіттю цінних степових та лучних екосистем. Україна розглядає такі молодняки позитивно як певне джерело екосистемних функцій, оскільки вони зростають переважно на малопродуктивних землях сільськогосподарського призначення, які очікується поступове повернення до активного аграрного виробництва за межами ЧЗВ (Szostak M. et al., 2017; Janus J., 2021).

Середня точність побудованих регресійних моделей для оцінки біометричних параметрів закартованих молодих лісів не дуже висока: лише метод GBM досяг середньоквадратичної похибки меншої, ніж 50% від середнього. Бустингові ансамблеві моделі є найбільш досконалими з математичної точки зору, але потребують більшої кількості налаштування гіпер-

параметрів. В процесі цього дослідження налаштування гіпер-параметрів зайняло лише дві хвилини за допомогою комп'ютера Intel Core i5 та оперативної пам'яті 16 Gb RAM. У порівнянні з методами RF та k-NN, які майже не потребують налаштування, метод GBM потребує більшого часу для ефективнішого пошуку кращих гіпер-параметрів автоматичним алгоритмом.

З урахуванням таблиць 2.4 та 2.5 можна зробити висновок, що моделі k-NN точніше відображають розподіл даних у тренувальній вибірці. Якщо у тренувальному наборі були значні значення суми площ поперечних перерізів та запасів стовбурів у корі, то вони будуть відображені на по-піксельних картах. Але на рисунку 2.9 ці значення рідко зустрічаються на картах, тому ансамбльові моделі дають вищі середні та загальні значення біометричних показників лісів.

Для покращення точності методу k-NN критично важливі розмір та якість тренувальної вибірки (*Matsala M. et al., 2021*). Набори даних статистичних інвентаризацій лісів частіше використовуються для територій, подібних до Чорнобильської зони в зоні площі, що дає можливість оперувати мінімум кількома сотнями пробних площ. Хоча деякі дослідження також показують, що ансамбльові моделі мають вищу точність, ніж "найближчі сусіди", метод k-NN застосовується найчастіше в геопросторових дослідженнях лісів (*Chirici G. et al., 2016; Bilous A. et al., 2017; Beaudoin A. et al., 2014*). Алгоритм розрахунку у моделях k-NN є більш зрозумілим, а також зазвичай не має значної систематичної помилки, що є критично важливим для картографування біометричних параметрів лісів (*Henderson E.B. et al., 2019*). З іншого боку, ансамбльові регресійні моделі можуть точніше і адекватніше прогнозувати неперервні показники при збільшенні розміру тренувальної вибірки, особливо якщо вона містить більше мінімальних й максимальних значень досліджуваного показника (*Kashparov V., et al., 2018*).

Використання мультиспектральних даних може поліпшити якість моделювання незімкнутих лісових екосистем з невеликою акумульованою

біомасою, особливо за допомогою космічних знімків вищого просторового розрізнення. Наприклад, у дослідженні (*Dube T., et al., 2014*) середньоквадратична помилка зменшилась на 50% при використанні знімку Rapid-Eye з розміром пікселя 5 м. Для моделювання біометричних параметрів нових лісів у ЧЗВ були використані знімки Sentinel-2 з розміром пікселя 10 м, що відповідало розміру тимчасових пробних площ розміром 100 м². Проте, важливо відзначити, що безкоштовних космічних знімків з просторовим розрізненням 1-5 м для всієї території ЧЗВ не існує. Зате дані супутника Planet, який був запущений у 2019 році, мають розмір пікселя близько 9 м² і можуть бути використані безкоштовно в наукових цілях.

2.6. Проведення аналізу ефективності геопросторових регресійних моделей

Було встановлено коваріаційні співвідношення між площами поперечних перерізів та запасами стовбурів у корі з використанням різних регресійних моделей: k-NN, RF та GBM. Згідно з отриманими даними, коваріація найкраще зберігається при застосуванні методу k-NN з $k = 1$. Пари точок також були проаналізовані за допомогою емпіричних семіваріограм, результати яких можна побачити на рис. 2.10.

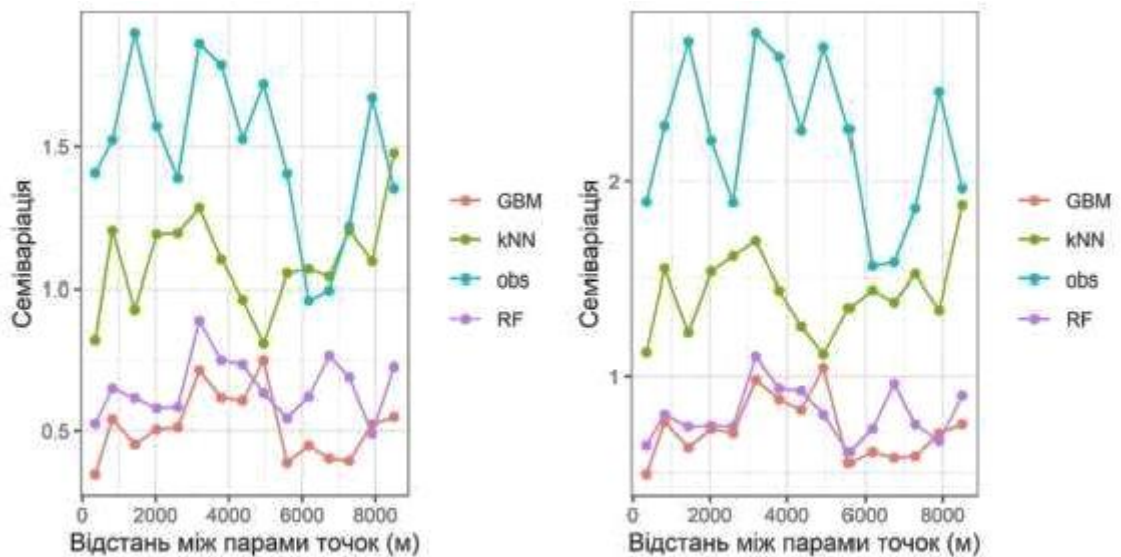


Рис. 2.10 – Емпіричні семіваріограми, які відображають взаємозв'язок між спостережуваними (позначені як *obs*) та прогнозованими значеннями показників біомаси дерев. Зліва представлені значення суми площ поперечних перерізів, а справа - запас стовбурів у корі.

На пробних площах біометричні параметри розподіляються високо агрегованим, не випадковим способом, що підтверджує відсутність прямих ліній у емпіричній семіваріограмі. Хоча всі три типи моделей показали аналогічні тренди, ансамблеві методи мають різні показники семіваріації на різних відстанях. В усіх моделях прогнозовані значення мають менші показники семіваріації, зокрема метод k-NN був найближчим до дослідних даних. Хоча непараметричні ансамблеві методи забезпечують більш гладке прогнозування, вони призводять до порушення коваріаційної структури між модельованими показниками порівняно з методом "найближчих сусідів". Емпіричні варіограми показали відмінності між моделями RF та GBM та дослідними даними, тоді як метод k-NN був більш схожим на емпіричні дані. Це підтверджує, що метод "найближчих сусідів" краще відображає просторові закономірності модельованих даних та надає прогнозам біологічний зміст, що мінімізує ймовірність неадекватних випадків.

На рисунках 2.11–2.12 представлені графіки кумулятивних функцій розподілу на основі емпіричних даних та даних, що були змодельовані ансамблевими моделями. Згідно з χ -тестом Колмогорова-Смірнова, гіпотеза про різницю між цими функціями розподілу була відхилена. Зелена лінія на графіку відповідає методу k-NN, який зміг точно відтворити емпіричний розподіл обох біометричних параметрів молодих лісів, як на рівні пробних площ, так і на рівні всієї дослідної області. Використання методів RF та GBM призвело до згладження ліній функцій розподілу на графіку (коричневий та пурпуровий кольори) через більшу усередненість даних. Загальний вигляд розподілу змодельованих даних методом k-NN на рівні всієї дослідної області був очікуваним і нагадує закономірності, отримані з вибірки пробних площ. Це ще раз підтверджує переваги такого типу моделювання.

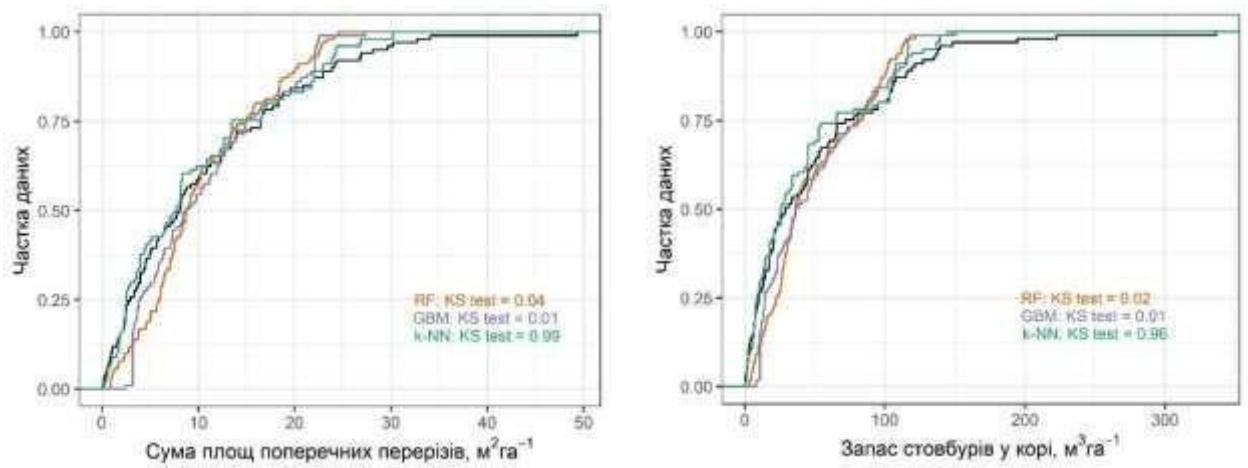


Рис. 2.11 – Емпіричні кумулятивні функції розподілу досліджуваних насаджень, де чорна лінія – це емпіричні дані пробних площ

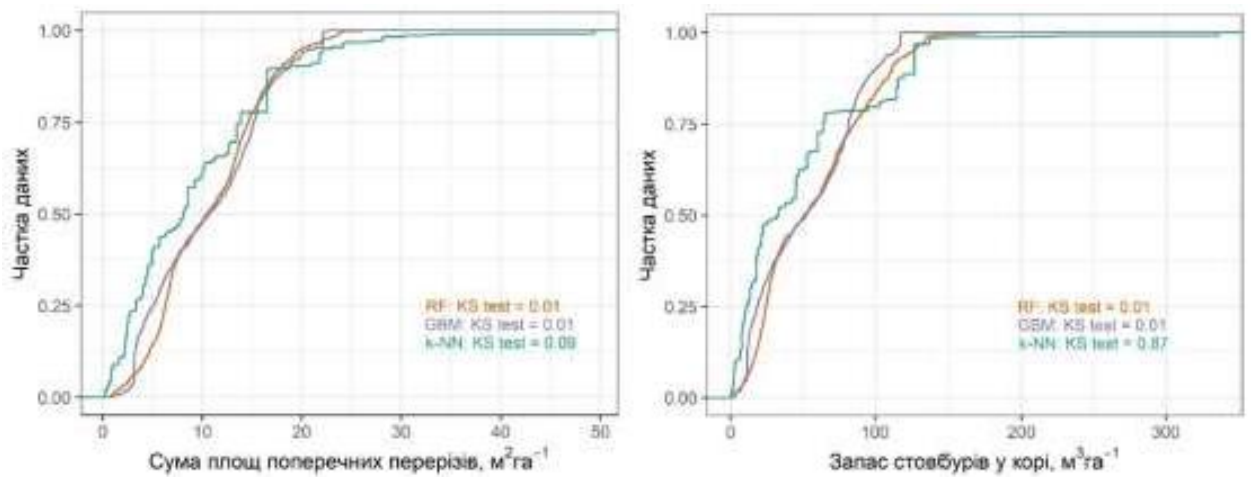


Рис. 2.12 – Емпіричні кумулятивні функції розподілу лісів на рівні всієї ЧЗВ

Двовимірні спільні гістограми змодельованих біометричних параметрів наведено на рис. 2.13.

На рисунку 2.13 представлені двовимірні спільні гістограми розподілу змодельованих показників, де вгорі представлені дані пробних площ, а внизу – наведені дані на рівні всієї Чорнобильської зони відчуження.

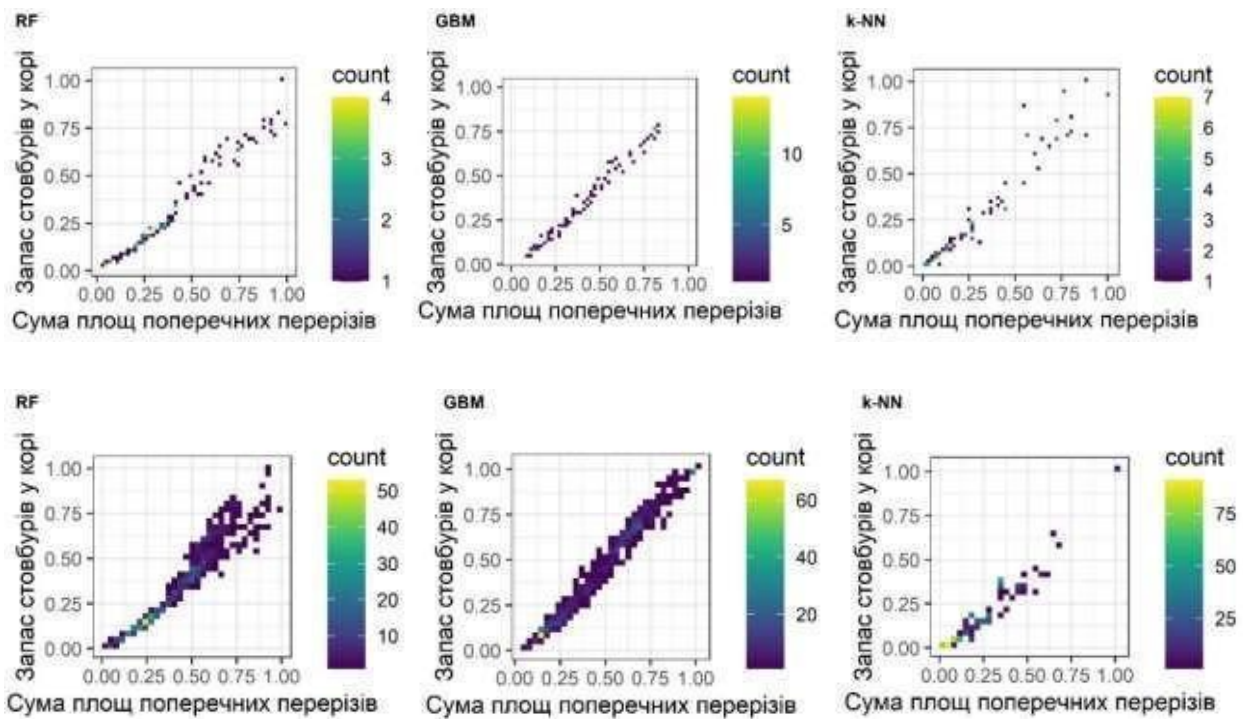


Рис. 2.13 – Спільні гістограми двовимірних модельованих біометричних параметрів

Гістограми, що відображають розподіл змодельованих показників, були використані для отримання оптимальної узгодженості між розподілом суми площ поперечних перерізів та запасом стовбурів у корі (рис. 2.13) з використанням методу GBM. На рівні ЧЗВ (нижній графік на рисунку) методи RF та "найближчих сусідів" показали незначне завищення запасу стовбурів у корі для значень у третьому квантілі вибірки (за методом RF), або практично відсутнє представлення цих значень за методом k-NN. Ці результати узгоджуються з емпіричними даними і суперечать загальновідомим фактам (Henderson E.B. et al., 2019; Kauth R. J., Thomas G. S., 1976), які показують, що одночасне моделювання кількох показників повинно забезпечувати кращу узгодженість між ними, ніж моделювання кожного окремо (як у даному дослідженні). Це можна пояснити складним математичним апаратом градієнтних бустингових машин, що дозволяють мінімізувати значення середньоквадратичної помилки на ансамблі "дерев" прийняття рішень

(Friedman J.H., 2001). Відповідно, навіть окремо змодельовані показники можуть краще узгоджуватись між собою за рахунок меншої дисперсії при порівнянні деяких вибірок. Важливо зазначити, що ці результати були отримані за допомогою візуалізації гістограм та різних методів аналізу даних.

Ансамблеві методи можуть дати меншу похибку у змодельованих біометричних показниках лісів, але класичний метод "найближчих сусідів" передає найкраще просторові закономірності (рис. 2.10-2.12). Хоча модель градієнтних бустингових машин відтворює загальний розподіл параметрів найкраще, додавання геопросторової прив'язки показує, що тільки k-NN модель може реалістично відображати особливості розподілу насаджень та їхніх атрибутів (Henderson E.B. et al., 2019). Ліси ЧЗВ молоді та різноманітні за структурою та видовим складом. Їхні біометричні параметри залежать від локальних умов, таких як ґрунт, клімат та землекористування. Управління лісами, зокрема молодими насадженнями в забруднених територіях ЧЗВ, повинно враховувати класичний метод "найближчих сусідів", який найкраще відображає лісові екосистеми у географічному сенсі, а не лише точніші усереднені дані.

Серед причин слабкої відповідності деяких випадків реальним даним може бути усереднення даних ансамблем моделей та згладжування функцій розподілу, яке призводить до втрати репрезентативності значень з першого та четвертого квартилю емпіричної вибірки. Крім того, моделювання геопросторового розподілу біометричних параметрів лісових екосистем може бути ускладненим через недостатню репрезентативність вибірки (Valbuena R., et al., 2017). Для збору достатньої кількості емпіричного матеріалу необхідна достатня мережа ділянок, відзнятих лідерами повітряного базування або класичної мережі пробних площ Національної Інвентаризації Лісів (Babcock C., et al., 2018; Sun X., et al., 2019), що ускладнюється екологічними та логістичними особливостями ЧЗВ. Малий розмір вибірки може ускладнювати ефективне

використання підходів кросс-валідації змодельованих даних, особливо з урахуванням географічного розташування, оскільки нехтування просторовою автокореляцією може призводити до нереалістично високої точності моделей (Chirici G., et al., 2020). Крім того, використання даних базового лісовпорядкування може бути ускладненим для молодих насаджень, де окомірна таксація може мати значні систематичні похибки.

2.6. Оцінка радіонуклідів, які депонувалися в лісових насадженнях на колишніх сільськогосподарських землях в межах ЧЗВ, з використанням геопросторових методів

Для поділу «молодого лісу» у Чорнобильській зоні використовувалась класифікаційна модель RF. Модель була побудована на основі 203 точок, які містили інформацію про домінуючий вид лісу. Ці дані були отримані з бази даних лісовпорядкування станом на 2016 рік. Результатом було розділення насаджень на дві групи: сосни звичайної та м'яколистяних. Насадження м'яколистяних лісів склалися переважно з берези повислої з домішками або без них. Ці види лісу мають схожі спектральні характеристики, тому їх класифікація за допомогою геопросторових даних була складною. На основі моделі була досягнута загальна точність 79,82 %. Помилки користувача для обох класів були подібними, а саме 20,7 % для м'яколистяних насаджень та 21,8 % для насаджень сосни звичайної. На рис. 2.14 показана відносна важливість незалежних змінних для побудованої моделі RF.

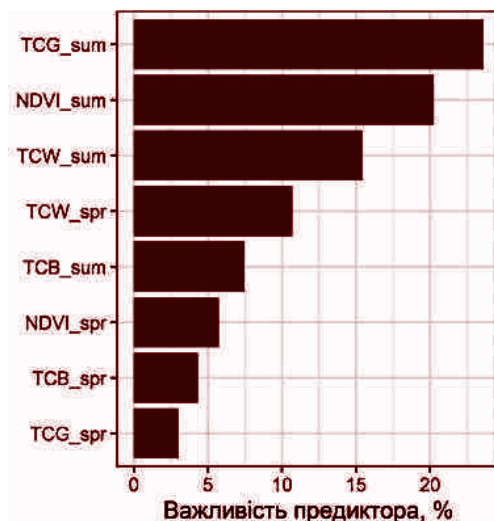


Рис. 2.14 – Важливість предикторів зображена у відносних значеннях для бінарної класифікації за видами дерев у моделі Random Forest.

Тільки один спектральний композит, TCW, з весняних даних було відзначено як важливий предиктор з відносною важливістю понад 10% за допомогою алгоритму (рис. 2.14). Водночас, за літній вегетаційний сезон було використано традиційні композити для визначення якості моделювання. Виявилось, що решта незалежних змінних, які були отримані на весну 2019 р., були безумовно важливими для методу RF, і їх виключення з ансамблю предикторів призводило до збільшення загальної похибки прогнозування.

Карта класифікації за деревними видами для маски "молодого лісу" в межах покинутих сільськогосподарських угідь ЧЗВ представлена на рис. 2.15. (для більш зручної візуалізації крайня східна частина ЧЗВ, де не було виявлено колишніх агроценозів, не показана).

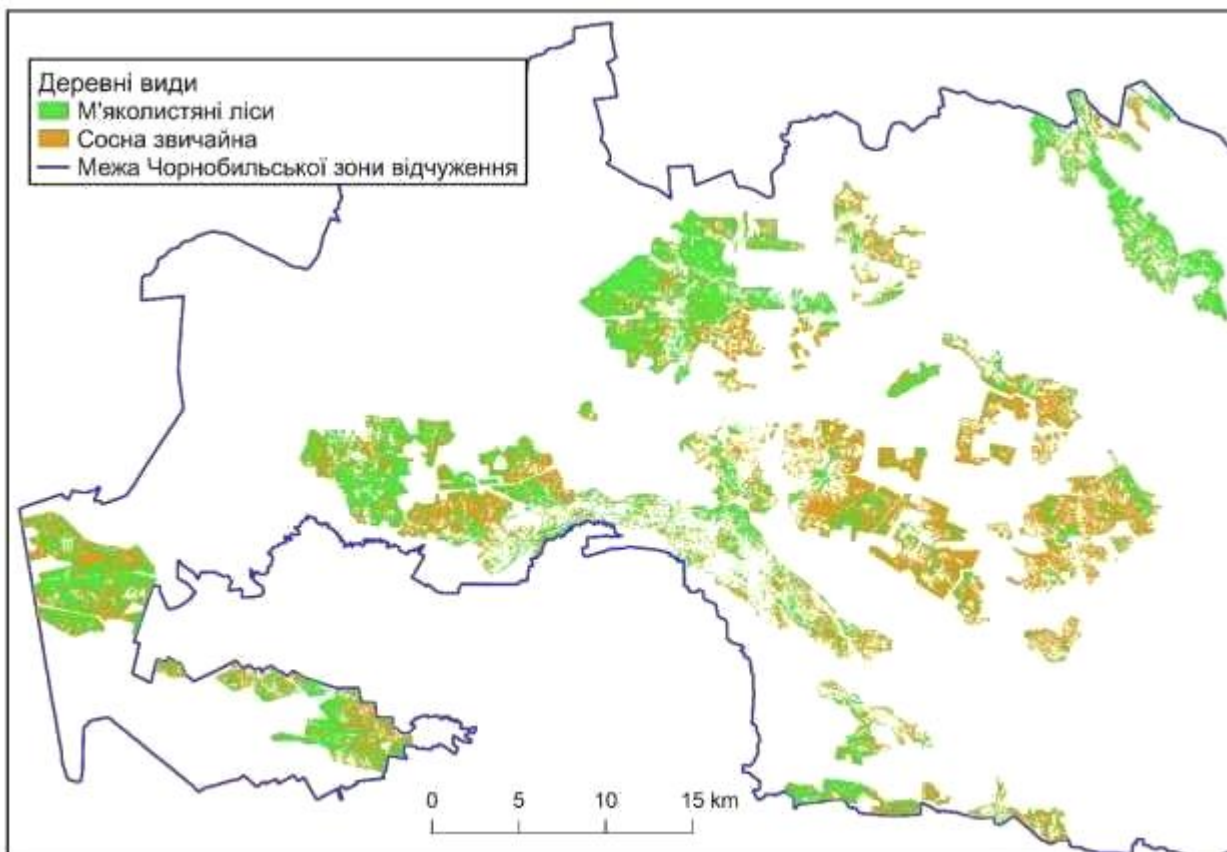


Рис. 2.15 – Види дерев у межах маски "молодого лісу" на колишніх сільськогосподарських угіддях, що розташовані на території Чернігівського заповідника, 2019 рік.

Площа лісових масивів з берези, осики та вільхи (рис. 2.15) зросла до 16,6 тис. га, у порівнянні з молодими сосновими насадженнями, які займають 16,1 тис. га на території. Відповідні карти коефіцієнтів переходу (КП) були створені в межах деревних видів. Карти запасу стовбурів у корі були створені за знімками Sentinel-2, і мають просторове розрізнення 10 м, що на 9 разів вище, ніж картки деревних видів, що мають розрізнення 30 м, яке відповідає супутниковим даним Landsat. Для маски «м'яколистяних лісів» було використано КП для деревини берези повислої, яка є найпоширенішою в цих насадженнях. Карта інтерполяції ґрунтового забруднення ^{90}Sr мала просторове розрізнення близько 125 м (у географічній системі координат EPSG:32636) і була підвищена до 10 м. Забруднення було обчислено згідно з формулою, а мапа його розповсюдження показана на рис. 2.16. Кольоровий градієнт на мапі

представлено в квантильному варіанті, де «помаранчеві» пікселі відповідають приблизно 263 Бк·м-2, а найбільш «червоні» – уже 2700 Бк·м-2.

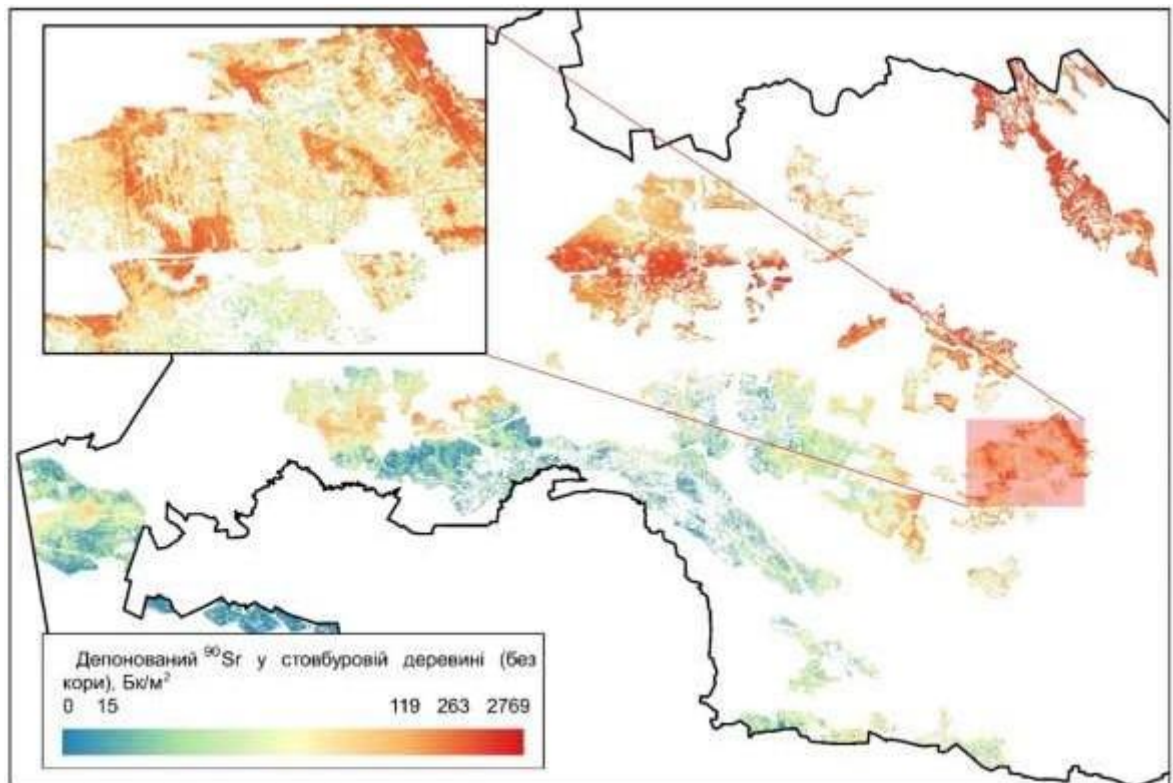


Рис. 2.16 – Депонування ^{90}Sr у фітомасі без кори стовбура в рослинах на покинутих сільськогосподарських угіддях.

На рис. 2.16 представлено детальний фрагмент Чорнобильської зони відчуження (ЧЗВ), де можна візуально оцінити зміну депонування ^{90}Sr на рівні насаджень. Більшість досліджуваних лісів у ЧЗВ депонує низькі значення питомої активності ^{90}Sr , навіть "помаранчеві" пікселі характеризують ділянки з сумарним депо ^{90}Sr у десятки разів меншим. Середнє значення питомої активності для дослідної маски становить лише 102,2 Бк·м-2, що пояснюється невеликими запасами стовбурної деревини у молодих лісах та невисоким рівнем ґрунтового забруднення на більшій частині території ЧЗВ. Загальний запас депонованого ^{90}Sr – близько 31,8 ГБк – є лише одним з компонентів системи екосистемних послуг лісів. Хоча переважна частина забруднення лісів ЧЗВ (до 90 %) складається з ^{137}Cs , ^{90}Sr формує вищі дози в фітомасі дерев. Щоб отримати більш точну оцінку локального характеру осередків високого

забруднення радіонуклідами у ЧЗВ, необхідно використовувати моделі запасу стовбурової деревини (наприклад, метод k-NN), які більше враховують просторові закономірності, а не "згладжують" розподіл прогнозованого показника (*Holiaka D., et al., 2021*).

Екосистеми, що досліджуються, знаходяться на початковій та динамічній стадії розвитку. Приріст біомаси молодих дерев зменшуватиметься з часом, а склад та структура лісів будуть змінюватися. Ці екологічні процеси впливатимуть на радіоактивне забруднення, яке зменшуватиметься внаслідок фізичного розпаду. Геопросторова оцінка вмісту радіонуклідів у стовбуровій деревині є актуальною для стиглих насаджень і повинна враховувати кору дерева.

Така оцінка буде корисною для насаджень на території "західного сліду забруднення" та в районах, де були початкові випадіння штучних радіонуклідів під час аварії 1986 року. Але для більшої частини районів, будь-які подібні матеріали не будуть корисні, оскільки вони не покажуть відмінностей на рівні насаджень чи навіть ландшафтів, а загальні рівні забруднення будуть занадто низькими.

Створені карти будуть відображувати варіації на рівні насаджень, зокрема через те, що карти ґрунтового забруднення, які використовуються для оцінки, створюються за допомогою інтерполяції відбору пробних зразків, тому мають просторове розрізнення більше 100 м, тоді як мапи стовбурової фітомаси та КП можна створити із розміром пікселя 10 або 30 м, використовуючи загальнодоступні космічні знімки.

3. КАРТУВАННЯ НАЗЕМНОГО ПОКРИВУ ЧОРНОБИЛЬСЬКОЇ ЗОНИ ВІДЧУЖЕННЯ МАЄ СВОЇ ОСОБЛИВОСТІ

3.1. Моделювання покриття на землі в зоні відчуження Чорнобильської аварії

Для створення карт депонованих радіонуклідів у лісових насадженнях, що виникли на місці покинутих сільськогосподарських угідь, необхідно чітко виокремити маску агроценозів станом на 1986 рік, використовуючи супутникові знімки. Базовими для цього є орні землі без урахування лук та пасовищ. Для візуальної перевірки меж територій, які були функціонуючими сільськогосподарськими полями станом на 1986 рік, можна створити карту наземного покриття на основі композитів видимого діапазону, таких як RGB (*Hostert P., et al., 2011; Kuemmerle T., et al., 2011*).

Супутникові знімки Landsat можуть бути використані для створення карт, але їх просторове розрізнення станом на 1986 рік є доволі грубим для точного визначення меж контурів покинутих полів. Інтерпретатор може використати карту наземного покриття, отриману на основі сезонної мозаїки за рік, для оцінювання приналежності візуально спірних ділянок.

Для створення класифікаційної моделі наземного покриття, яка враховує ситуацію в Чорнобильській зоні відчуження (ЧЗВ) в 1986 році, можна застосувати спектральні дані, які були вирівняні за допомогою алгоритму темпоральної сегментації LandTrendr (*Kennedy R.E., et al., 2010; Kennedy R.E., et al., 2018; Cohen W.B., et al., 2018*). Matsala et al., в своїй роботі (*Matsala M., et al., 2021*) описують класифікаційну модель Random Forest, яку тренували за допомогою 1065 візуально інтерпретованих точок-пікселів в українській частині ЧЗВ. Для інтерпретації наземного покриття використовували знімки Geo-Eye на 2017 р., які були доступні в Google Earth. Тренувальні дані склалися з спектрально вирівняних даних Landsat на 2017 р.

Класифікація наземного покриву для обох частин ЧЗВ на 2020 р. зображена на рис. 3.1. У цій моделі не використовувалась територія Поліського державного радіаційно-екологічного заповідника. За моделлю, площа ділянок без рослинності становить 186 га, забудови – 1579 га, згарищ – 1942 га, лісового покриву – 119 тис. га, травостоїв – 62 тис. га, водойм – 1677 га, заростей – 34600 га. Варто відзначити, що у даній класифікаційній моделі відсутній клас наземного покриву "болота", який мав би бути представлений навколо р. Прип'ять в українській частині ЧЗВ. За даними цієї моделі, площа лісів у білоруській частині ЧЗВ становить 55%, що відрізняється від значення, згаданого в публікаціях за 2019 рік, близько до 51%.

На основі супутникових даних була розроблена модель класифікації, яка враховує будь-який густий деревний покрив, в тому числі зелені насадження в межах населених пунктів, та розділяє спектральні дані залежно від наявності "лісових" точок у навчальному наборі. Однак, не кожна точка може бути пов'язана з ділянкою, покритою лісовою рослинністю при лісовпорядкуванні. Крім того, деякі болота з аналогічним спектральним показником можуть бути помилково віднесені до "лісу" на території Поліського державного радіаційно-екологічного заповідника.

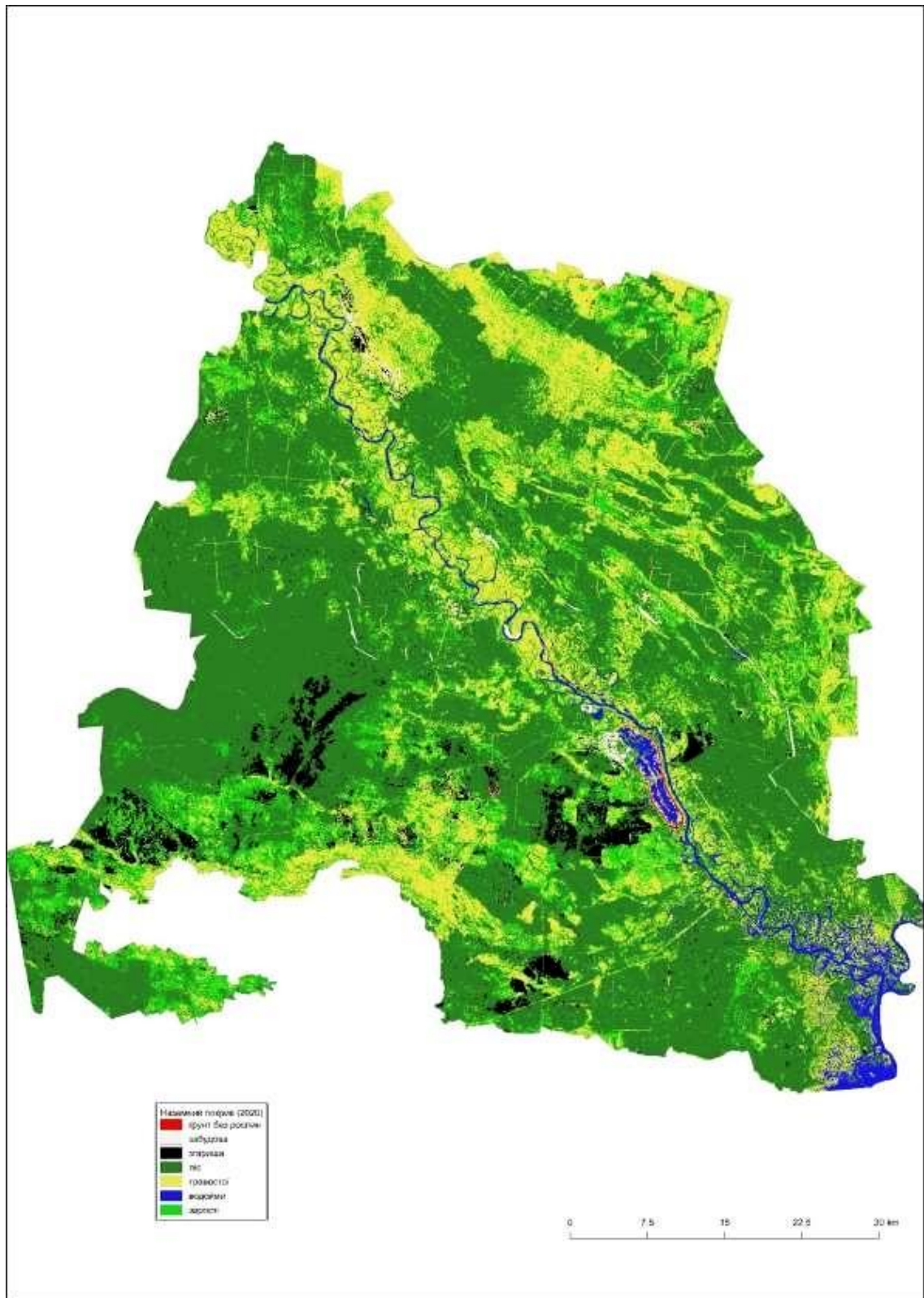


Рис.3.1 – Стан покриву на землі в Чорнобильській зоні відчуження та Поліського радіаційно-екологічного заповідника в 2020 році.

3.2.Оновлення дешифрування даних забруднення земель на основі наявних супутникових даних агроценозів

Інші супутникові знімки можуть служити джерелом для покращення візуального дешифрування наземного покриву та маски покинутих с/г угідь в межах Чорнобильської зони відчуження та Поліського державного радіаційно-екологічного заповідника. Наприклад, дані SPOT-1 за 1988 рік з просторовим розрізненням 10 м можуть допомогти у точнішому визначенні контурів покинутих с/г полів та їх відмінності від інших типів ландшафтів. На знімках Landsat за 1986 рік можна було помітити «середнє» положення між агроценозами та лісовими ділянками або забудовою. Приклад вдосконалення існуючої маски с/г угідь наведено на рис. 3.2-3.3. Доступні в архіві Геологічної Служби США знімки мають

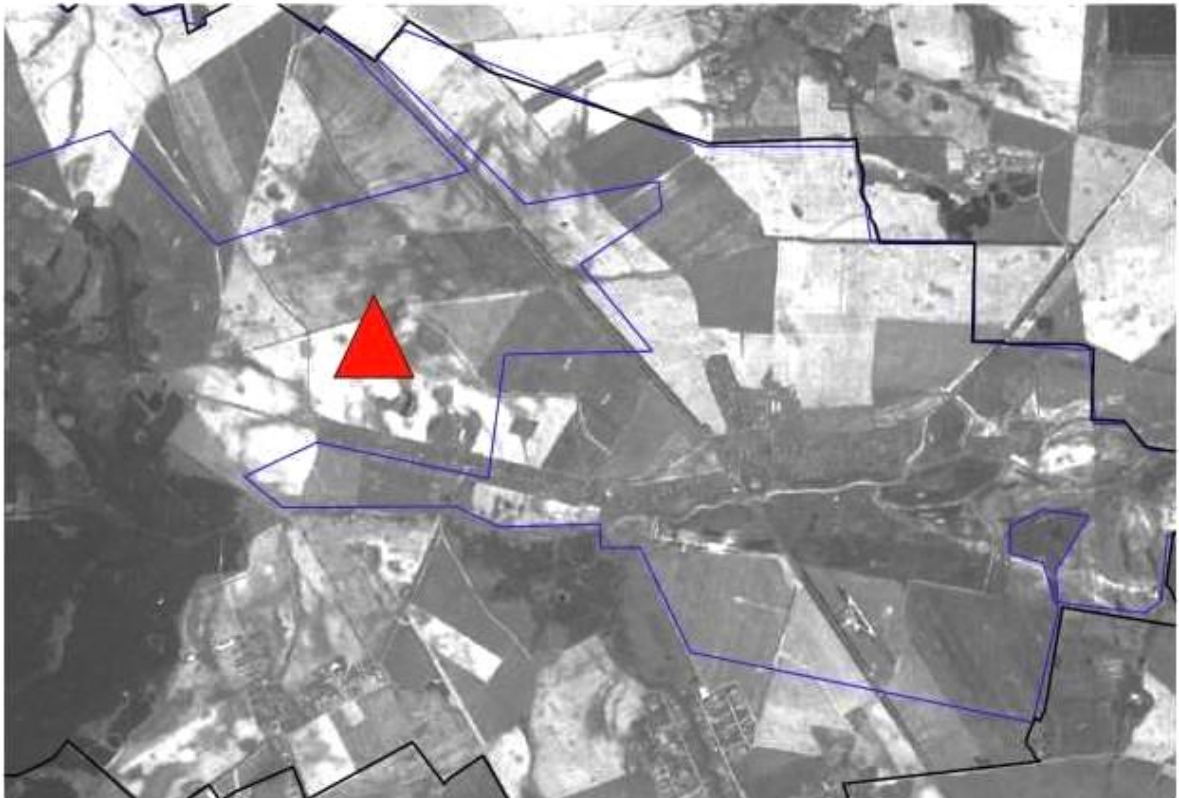


панхроматичний канал.

Рис. 3.2 – Територія, що знаходиться на південному заході Чорнобильської зони відчуження. Чорна лінія позначає межу зони, а синя - відображає контур існуючої маски с/г угідь, яка була створена на основі

знімка Landsat 1985 року.

На рис. 3.2 можна побачити, що чорно-білий знімок SPOT-1 за 1988 р. виступає в якості фону, тоді як знімок Landsat за 1985 р. представлений у вигляді кольорового композиту. На знімку з червоним трикутником позначено ландшафт, який не включено до існуючої маски покинутих с/г угідь, оскільки візуально не було можливості однозначно визначити його приналежність до



орних земель, на основі RGB-композиту Landsat.

Рис. 3.3 – Ділянка української частини ЧЗВ (південний захід). Чорна лінія визначає межі ЧЗВ, а синя лінія показує контур існуючої маски с/г угідь 1986 року. Цю маску було створено тільки на основі знімка SPOT-1 за 1988 рік.

На рисунку 3.3 зображений лише знімок SPOT-1 (1988 р.), який має більшу просторову роздільну здатність, ніж знімок Landsat. Це дозволяє бачити, що ландшафт з червоним трикутником містив також орні землі. Тому, для

точнішої моделювання депо радіонуклідів у нових лісах на обох частинах ЧЗВ, необхідно уточнити маску орних земель 1986 року. Це можна зробити за допомогою додаткових супутникових даних, зокрема знімків SPOT-1 за 1988 рік.

ВИСНОВКИ

1. За допомогою знімків від супутника Sentinel-2 вдалося отримати зображення густого лісового покриву та мапи молодих деревостанів на території Чорнобильської зони відчуження. Приблизно 80% цієї зони покриті ліською рослинністю, що свідчить про високу природну здатність місцевих екосистем до саморозширення. Це стало можливим навіть при наявності негативного впливу зміни клімату, але за умови відсутності активної людської діяльності.

2. Точність регресійних моделей для визначення суми площ поперечного перерізу та запасу може бути обмежена просторовим розрізненням знімків Sentinel-2, що призводить до середньоквадратичних похибок від 50 до 70% від середнього значення у вибірці. Однак, такі прогнози можуть бути досить точними на рівні окремих насаджень або ландшафтів, як це підтверджується локальною перевіркою моделей.

3. За методом "найближчих сусідів" з $k=1$ можна краще зберігати просторову структуру показника, що моделюється, але це припущення часткове. Метод градієнтного бустингу, який є більш досконалим з математичної точки зору, демонструє вищу точність в моделюванні і відповідності окремих локальних даних лісового управління. Покращення якості та розміру навчальної вибірки допоможе виявити всі переваги та недоліки використаних непараметричних підходів.

4. Оцінка потенціалу депонування радіонуклідів у геопросторі має певний зміст лише для лісових насаджень, розташованих на теренах, що стали «центрами» випадання радіоактивних матеріалів внаслідок аварії 1986 року. Саме

тут ефективність прогнозування буде визначена точністю моделювання біометричних характеристик лісових насаджень.

5. Щоб підвищити точність геопросторового моделювання депо радіонуклідів для обох частин ЧЗВ, можна використовувати уточнену маску покинутих с/г угідь, яку можна візуально дешифрувати, використовуючи знімки SPOT-1 з 1988 року, які мають високу просторову розрізненність (10 м).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- Evangelidou N., Balkanski Y., Cozic A., Hao W. M., Mouillot Florent, Thonicke K., Paugam R., Zibtsev S., Mousseau T. A., Wang R., Poulter B., Petkov A., Yue C., Cadule P., Koffi B., Kaiser J. W., Moller A. P., 2015. Fire evolution in the radioactive forests of Ukraine and Belarus : future risks for the population and the environment. *Ecological Monographs*, 85 (1), p. 49-72
- Bilous A., Holiaka D., Matsala M., Kashparov V., Schepaschenko D., Lakyda P., Shvidenko A., Myroniuk V., Otreshko L., 2020. 90Sr Content in the Stemwood of Forests within Ukrainian Polissya. *Forests*
- McRoberts, R.E., 2009. Diagnostic tools for nearest neighbors techniques when used with satellite imagery, *Remote Sensing of Environment*. 113, 489–499
- Ohmann, J.L.; Gregory, M.J.; Roberts, H.M., 2014. Scale considerations for integrating forest inventory plot data and satellite image data for regional forest mapping *Remote Sensing of Environment* 151: 3-15
- Potter C., S. Klooster S. Hiatt M. Fladeland, V. Brooks-Genovese and P. Gross, 2007. Satellite-derived estimates of potential carbon sequestration through afforestation of agricultural lands in the United States, *Climatic Change*, 80, 323-336
- Song X.-P., Huang C., Feng M., Sextona J.O., Channan S. & Townshend J.R.G., 2013. Integrating global land cover products for improved forest cover characterization: an application in North America. *International Journal of Digital Earth*, DOI: 10.1080/17538947.2013.856959, 1-29
- Hansen M.C., Potapov P.V., Moore R., Hancher M., Turubanova S.A., Tyukavina A., Thau D., Stehman S.V., Goetz S.J., Loveland T.R., Kommareddy A., Egorov A., Chini L., Justice C.O. and Townshend J.R.G., 2013. High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 342, 850-853
- Freeman E.A., Moisen G.G., Coulston J.W., Wilson B.T., 2016. Random forests and

stochastic gradient boosting for predicting tree canopy cover: comparing tuning processes and model performance. *Can J. For. Res.* 46, 323–339. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1139/cjfr-2014-0562>

Koch B., 2010. Status and future of laser scanning, synthetic aperture radar and hyperspectral remote sensing data for forest biomass assessment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65:581-590

Goetz S.J., Baccini A., Laporte N.T., Johns T., Walker W., Kellndorfer J., Houghton R.A., Sun M., 2009. Mapping and monitoring carbon stocks with satellite observations: a comparison of methods. *Carbon Balance Manag* 4:15–20. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1186/1750-0680-4-2>

Shen W., Li M., Huang C., Tao X., Li S., Wei A., 2019. Mapping annual forest change due to afforestation in Guangdong Province of China using active and passive remote sensing data. *Remote Sens* 11(5):490

Caglayan S.D., Ginzler C., Psomas A., Waser L.T. Species level classification of Mediterranean sparse forests-maquis formations using Sentinel-2 imagery, Geokarto International, 2020. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://hdl.handle.net/11511/31827>

Brososke K.D., Froese R.E., Falkowski M.J., and Banskota A., 2014. A review of methods for mapping and prediction of inventory attributes for operational forest management. *For. Sci.* 60(4): 733–756.

Le Toan T., Quegan S., Woodward I., Lomas M., Delbart N., Picard G., 2004. Relating radar remote sensing of biomass to modelling of forest carbon budgets. *Clim Change* 67(24):379–402. doi:10.1007/s10584-004-3155-5

Hurskainen P., Adhikar H., Siljander M., Pellikka P. & Hemp, 2019. Auxiliary datasets improve accuracy of object-based land use/land cover classification in heterogeneous savanna landscapes. *Remote Sensing of Environment*, vol. 233, no. 111354, 111354. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111354>

Kussul N., Lavreniuk M., Skakun S., & Shelestov A., 2017. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, no. 5, pp. 778–782

Krebs M.A., Reeves M.C., Baggett L.S., 2019. Predicting understory vegetation structure in selected western forests of the United States using FIA inventory data. *For. Ecol. Manag.* 448, 509–527

Reilly M.J., Spies T.A., Peters D.P.C., 2015. Regional variation in stand structure and development in forests of Oregon, Washington, and inland Northern California. *Ecosphere*, 6: 1-27

Sackov I., Barka I., Bucha T., 2020. Mapping aboveground woody biomass on abandoned agricultural land based on airborne laser scanning data. *Remote Sensing*

Tikhomirov F.A., Scheglov A.I., 1994. Main investigation results on the forest radioecology in the Kyshtym and Chernobyl accident zones. *The Science of the Total Environment*

Smith J.T., Beresford N.A., 2005. *Chernobyl – catastrophe and consequences*. Praxis Publishing, Chichester, United Kingdom

Beresford N., Barnett C. L., Gashchak S., Kashparov V., Kirieiev S. I., Levchuk S., Morozova V., Smith J. T., Wood M. D. Wildfires in the Chornobyl Exclusion Zone – risks and consequences. *Integrated Environmental Assessment and Management*, 2021. Електронний ресурс – Режим доступу: <https://doi.org/10.1002/ieam.4424>

Evangelidou N., Balkanski Y., Cozic A., Hao W.M. & Moller A.P., 2014. Wildfires in Chernobyl-contaminated forests and risks to the population and the environment: A new nuclear disaster about to happen?. *Environment International* 73: 346-358. DOI: 10.1016/j.envint

Evangelidou N., Zibtsev S., Myroniuk V., Zhurba M., Hamburger T., Stohl A., Balkanski Y., Paugam R., Mousseau T. A., Moller A. P., Kireev S.I., 2016. Resuspension and atmospheric transport of radionuclides due to wildfires near

the Chernobyl nuclear power plant in 2015: an impact assessment. *Scientific Reports* 6: Article number: 26062.

Costanza R., Groot R.D, Braat L., Kubiszewski I., Fioramonti L., Sutton P., Farber S., Grasso M. 2017. Twenty years of ecosystem services: How far have we come and how far do we still need to go? *Ecosyst Serv*, 28: 1-16
Электронний ресурс – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2017.09.008>

Lesiv M., Shvidenko A., Schepaschenko D., See L., Fritz S., 2019. A spatial assessment of the carbon budget for Ukraine. *Mitigation and Adaption Strategies for Global Change*

Dvornik A.A., Klementeva E.A. & Dvornik A.M., 2017. Assessment of ¹³⁷Cs contamination of combustion products and air pollution during the forest fires in zones of radioactive contamination. *Radioprotection* 52(1): 29-36. DOI: 10.1051/radiopro/2016085

Dvornik A.A., Dvornik A.M., Korol R.A., Shamal N.V., Gaponenko S.O. & Bardyukova A.V., 2018. Potential threat to human health during forest fires in the Belarusian exclusion zone. *Aerosol Science and Technology* 52(8): 923-932.
Электронний ресурс – Режим доступу: <https://doi.org/10.1080/02786826.2018.1482408>

Briechle S., Molitor N., Krzystek P., Vosselman G., 2020. Detection of radioactive waste sites in the Chornobyl exclusion zone using UAV-based lidar data and multispectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 167, 345–362. Электронний ресурс – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.06.015>

Connor D., Wood K., Martin P. G., Goren S., Megson-Smith D., Verbelen Y., Chyzevskyi I., Kirieiev S., Smith N. T., Richardson T., Scott T. B., 2020. Radiological mapping of post-disaster nuclear environments using fixed-wing unmanned aerial systems: a study from Chernobyl. *Frontiers in Robotics & AI*

Chirici G., Mura M., McInerney D., Py N., Tomppo E. O., Waser L. T., Travaglini D.,

& McRoberts R. E., 2016. A meta-analysis and review of the literature on the k-Nearest Neighbors technique for forestry applications that use remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.rse>

Calmon P., Thiry Y., Zibold G., Rantavaara A., Fesenko S., 2009. Transfer parameter values in temperate forest ecosystems: a review. *Journal of Environmental Radioactivity*

Osinska-Skotak K., Radecka A., Piorkowski H., Michalska-Hejduk D., Kopec D., Tokarska-Guzik B., Ostrowski W., Kania A., Niedzielko J., 2019. Mapping Succession in Non-Forest Habitats by Means of Remote Sensing: Is the Data Acquisition Time Critical for Species Discrimination? *Remote Sensing*

McRoberts R.E., 2012. Estimating forest attribute parameters for small areas using nearest neighbors techniques. *Forest Ecology and Management*

McRoberts R. E., Tomppo, E. O., 2007. *Remote sensing of environment*, Elsevier

Chrysafis I., Mallinis G., Gitas I., Tsakiri-Strati M., 2017. Estimating Mediterranean forest parameters using multi seasonal Landsat 8 OLI imagery and an ensemble learning method. *Remote Sensing of Environment*

Belgiu M. and Dragut L., 2016. Random Forest in Remote Sensing: A Review of Applications and Future Directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs>.

Friedman J.H., 2001. Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *Annals of Statistics*, 29, 1189-1232. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>

Wu C., Shen H., Shen A., Deng J., Gan M., Zhu J., Xu H., Wang K., 2016. Comparison of machine-learning methods for above-ground biomass estimation based on Landsat imagery. *Journal of Applied Remote Sensing*

Breiman L., 2001. *Machine Learning* 45 (1): 5-32.

Crookston, N.L., Finley A.O., 2008. An R package for kNN imputation. *Journal of Statistical Software*, 23(10), 116.

Chen T.Q., Guestrin C., 2016. A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Francisco, 13-17. 2016. 785-794. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

Greenwell B., Boehmke B., Cunningham J., 2019. GBM package. CRAN repository, version 2.1.5

Gorelick N., Hancher M., Dixon M., Ilyushchenko S., Thau D., Moore R., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse>.

Bey A., Sánchez-Paus Díaz A., Maniatis D., Marchi G., Mollicone D., Ricci S., Bastin J. F., Moore R., Federici S., Rezende M., Patriarca C., Turia R., Gamoga G., Abe H., Kaidong E., & Miceli G., 2016. Collect Earth: Land Use and Land Cover Assessment through Augmented Visual Interpretation. *Remote Sensing*, 8 (10)

Myroniuk V., Kutia M., Sarkissian A.J., Bilous A., Liu S., 2020. Regional-Scale Forest Mapping Over Fragmented Landscapes Using Global Forest Products and Landsat Time Series Classification. *Remote Sensing*, 12. 187

Nedkov R., 2017. Orthogonal transformation of segmented images from the satellite Sentinel-2. – *Comptes rendus de l'Académie bulgare des Sciences*

Bilous A., Myroniuk V., Holiaka D., Bilous S., See L., Schepaschenko D., 2017. Mapping growing stock volume and forest live biomass: A case study of the Polissya region of Ukraine. *Environmental Research Letters*. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.2478/fsmu-2020-0018>

Henderson E.B., Bell D.M. and Gregory M.J., 2019. Vegetation mapping to support greater sage-grouse habitat monitoring and management: multi-or univariate approach?. *Ecosphere*, 10(8), p.e02838

Riemann R., Wilson B. T., Lister A., Parks S., 2010. An effective assessment

protocol for continuous geospatial datasets of forest characteristics using USFS forest inventory and analysis (FIA) data. *Remote Sensing of Environment*

Ji L., Gallo K., 2006. An agreement coefficient for image comparison. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 11. 823-833.

Fu Y., He H. S., Hawbaker T., Henne P., Zhu Z., Larsen D., 2019. Evaluating k-Nearest Neighbor (kNN) imputation models for species-level aboveground forest biomass mapping in Northeast China. *Remote Sensing*

Ager A. A., Lasko R., Myroniuk V., Zibtsev S., Day M. A., Usenia U., Bogomolov V., Kovalets I., & Evers C. R., 2019. The wildfire problem in areas contaminated by the Chernobyl accident. *Science of the Total Environment*. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.133954>

Szostak M., Hawrylo P., Piela D., 2017. Using of Sentinel-2 images for automation of the forest succession detection. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1). 142-149.

Janus J., Bozek P., Mitka B., Tazsakowski J., Doroz A., 2021. Long-term forest cover and height changes on abandoned agricultural land: an assessment based on historical stereometric images and airborne laser scanning data

Matsala M., Bilous A., Myroniuk V., Diachuk P., Burianchuk M., Zadorozhniuk R., 2021. Natural forest regeneration in Chernobyl Exclusion, predictive mapping and model diagnostics. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 36(2-3). 164-176, Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1080/02827581.2021.1890816>

Beaudoin A., Bernier P.Y., Guindon L., Villemaire P., Guo X.J., Stinson G., Bergeron T., Magnussen S., and Hall R.J., 2014. Mapping attributes of Canada's forests at moderate resolution through kNN and MODIS imagery. *Can. J. For. Res.* 44: 521–532

Kashparov V., Levchuk S., Zhurba M., Protsak V., Khomutinin Yu., Beresford N.A., Chaplow J.S., 2018. Spatial datasets of radionuclide contamination in the

Ukrainian Chernobyl Exclusion Zone //Earth System Science Data (ESSD). 10, 339-353. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.5194/essd-10-339-2018>

Dube T., Mutanga O., Adam E., Ismail R., 2014. Intra-and-inter species biomass prediction in a plantation forest: testing the utility of high spatial resolution spaceborne multispectral RapidEye sensor and advanced machine learning algorithms. *Sensors*, 14

Kauth R. J., Thomas G. S., 1976. The Tasseled Capa graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat. *Proceedings of the Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, Purdue University, West Lafayette, Indiana, pp. 4B41-4B51

Valbuena R., Hernando A., Manzanera J.A., Gorgens E.B., Almeida D.R.A., Mauro F., Garcia-Abril A., Coomes D.A., 2017. Enhancing of accuracy assessment for forest above-ground biomass estimates obtained from remote sensing via hypothesis testing and overfitting evaluation. *Ecological Modelling* 366: 15-26. Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel>

Babcock C., Finley A. O., Andersen H.-E., Pattison R., Cook B. D., Morton D. C., Alonzo M., Nelson R., Gregoire T., Ene L., Gobakken T., Nasset E., 2018. Geostatistical estimation of forest biomass in interior Alaska combining Landsat-derived tree cover, sampled airborne lidar and field observations. *Remote Sensing of Environment*, 212. 212-230

Sun X., Li G., Wang M., Fan Z., 2019. Analyzing the uncertainty of estimating forest aboveground biomass using optical imagery and spaceborne LiDAR. *Remote Sens.* Электронный ресурс – Режим доступа: <https://doi.org/10.3390/rs11060722>.

Chirici G., Gianetti F., McRoberts R. E., Travaglini D., Pecchi M., Maselli F., Chiesi M., Corona P., 2020. Wall-to-wall spatial prediction of growing stock volume based on Italian National Forest Inventory plots and remotely sensed data.

International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation

Holiaka D., Fesenko S., Kashparov V., Protsak V., Levchuk S., Holiaka M., 2021. Effects of radiation on radial growth of Scots pine in areas highly affected by the Chernobyl accident. *Journal of Environmental Radioactivity*, 222

Hostert P., Kuemmerle T., Prishchepov A., Sieber A., Lambin E. F., Radeloff V. C., 2011. Rapid land use change after socio-economic disturbances: the collapse of Soviet Union versus Chernobyl. *Environment Research Letters*

Kuemmerle T., Olofsson P., Chaskovskyy O., Baumann M., Ostapowicz K., Woodcock C. E., Houghton R. A., Hostert P., Keeton W. S., Radeloff W., 2011. Post-soviet farmland abandonment, forest recovery, and carbon sequestration in western Ukraine. *Global Change Biology*

Kennedy R.E., Yang Z., Cohen W.B., 2010. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr - temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment*. 114

Kennedy R.E., Yang Z., Gorelick N., Braaten J., Cavalcante L., Cohen W.B., Healey S., 2018. Implementation of the LandTrendr Algorithm on Google Earth Engine. *Remote Sensing*. 10, 691

Cohen W.B., Yang Z., Healey S.P., Kennedy R.E., Gorelick N., 2018. A LandTrendr multispectral ensemble for forest disturbance detection. *Remote Sensing of Environment*, 205. 131-140

Matsala M., Bilous A., Myroniuk V., Holiaka D., Schepaschenko D., See L., 2021. The return of nature to the Chernobyl Exclusion Zone: increases in forest cover of 1.5 times since the 1986 disaster. *Forests*