УДК 004.49; 004.056.57, 620:004
№ держ. реєстрації 0121U111262
Інв. №

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
03056, м. Київ, пр-т Перемоги, 37,
тел./факс 236 79 89, e-mail: mail@kpi.ua

ЗАТВЕРДЖУЮ
Проректор з наукової роботи Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
_____ В.А. ПАСІЧНИК
"14" грудня 2021 р.

ЗВІТ
про науково-дослідну роботу

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МОДЕЛІ І МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ІНДИКАТОРІВ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ

Грантова підтримка Національного фонду досліджень України
у межах конкурсу «Наука для безпеки людини та суспільства»

(остаточний)

Науковий керівник НДР
д.т.н., проф.
_____ А.Ю. ШЕЛЕСТОВ
"14" грудня 2021 р.

2021

Результати роботи розглянуто Вченою радою Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
протокол від 13.12.2021 р. №10

СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР
Доктор технічних наук, професор

(підпис)
14.12.2021
(дата)

А. Ю. Шелестов
(вступ, розділи 1.2, 2.1, 3.4, 5.1 висновки)

Виконавці:
Доктор технічних наук, професор

(підпис)
14.12.2021
(дата)

Н. М. Куссуль
(Розд. 1.1, 2.1, 3.1, 5.1, 5.2)

Кандидат технічних наук

(підпис)
14.12.2021
(дата)

Б. Я. Яйлимов
(Розд. 2.3, 3.3, 4.4, 6.5)

Магістр

(підпис)
14.12.2021
(дата)

Г. О. Яйлимова
(Розд. 2.2, 3.4, 4.5, 6.2, 6.3, 6.4, 6.7)

Доктор філософії з прикладної математики

(підпис)
14.12.2021
(дата)

М. С. Лавренюк
(Розд. 2.8, 4.1, 6.6)

Кандидат технічних наук

(підпис)
14.12.2021
(дата)

Красільнікова Т.М.
(виконавець з 1.10.2021)
(Розд. 5.3, 5.4)

Магістр

Л. Л. Шуміло
(виконавець до 1.09.2021)
(Розд. 2.4, 2.7, 3.2, 4.3)

кандидат географічних наук

(підпис)
14.12.2021
(дата)

Т.І. Адаменко
(виконавець у 2021 році)
(Розд. 4.2, 6.1)

Магістр

Ю. В. Білоконська
(виконавець до 15.12.2020)
(Розд. 2.5)

РЕФЕРАТ

Звіт по НДР: 201 с., містить 6 розділів, 67 рис., 11 табл., 181 джерело.

Об’єкт дослідження – деградація землі, продуктивність сільськогосподарських земель, деградація лісів та опустелювання, дистанційні дані змін земного покриву.

Предмет дослідження – моделі і методи визначення індикаторів деградації земель на основі супутникових даних.

Мета роботи – розробка методології оцінки продуктивності сільськогосподарських земель та виявлення деградації лісів на основі супутникових даних і біофізичного моделювання, більш точних картах класифікації, яка повинна бути застосовна для виявлення деградації земель та лісів, оцінювання продуктивності земель та для оцінки індикаторів сталого розвитку 2.4.1, 15.3.1 та 15.1.1.

Методи досліджень – методи машинного навчання, геопросторовий аналіз, методи аналізу великих даних, аналіз часових рядів супутникових даних.

Результати та їх новизна:

вперше:

– запропоновано та реалізовано для території України комплексний метод визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель,

– розроблено відповідну інформаційну технологію;

удосконалено:

– нейромережеву модель класифікації сільськогосподарських земель;

– методи визначення продуктивності сільськогосподарських земель та деградації лісів на основі часових рядів супутникових даних, інформаційних продуктів класифікації земного покриву та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин Crop Growth Modeling System;

– метод виявлення вирубок лісів на основі нейронної мережі архітектури U-Net, її модифікації з використанням в якості енкодера Efficientnet B3, а також ансамблю цих мереж;

– програмну реалізацію методу виявлення вирубок лісів на основі нейронної мережі архітектури U-Net та її модифікацій (удосконалених у цьому дослідженні);

– програмну реалізацію запропонованої методології оцінки продуктивності сільськогосподарських земель та деградації лісів на основі Crop Growth Modeling System.

Впровадження результатів НДР – можливе шляхом обчислення індикаторів цілей сталого розвитку на основі отриманих карт, що дозволить Україні звітуватись щодо виконання міжнародних зобов'язань на основі об'єктивної інформації; можливе у Державній службі статистики України шляхом використання отриманих карт у якості додаткового джерела інформації, що дозволить отримувати об'єктивну інформацію про земельні ресурси та землекористування, а також дозволить здійснювати оцінку збитків, пов'язаних з антропогенними та природними чинниками.

Опис кінцевого продукту – карти землекористування для території України розрізненням 10 м; карта деградації земель для України з розрізненням 10 м (отримана вперше); карта деградації лісів (для України отримана вперше); інформаційна технологія побудови вищезазначених карт, що дозволить отримувати такі продукти на регулярній основі.

Дані доробки призначені для Держгеокадастру, Державної служби статистики України.

Ключові слова: NEXUS, CGMS, WOFOST, ЗМІНА ЗЕМНОГО ПОКРИВУ, КАРТА КЛАСИФІКАЦІЇ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР, ДЕГРАДАЦІЯ ЗЕМЕЛЬ, ДЕГРАДАЦІЯ ЛІСІВ, ПРОДУКТИВНІСТЬ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР.

ABSTRACT

Report SRW: 201 p., there are: 6 chapters, 67 figures, 11 tables, 181 sour.

Research object – land degradation, productivity of agricultural lands, forest degradation and desertification, remote data of changes in land cover.

Research methods – models and methods for determining indicators of land degradation based on satellite data.

Purpose of work – development of a methodology for estimating agricultural land productivity and detecting forest degradation based on satellite data and biophysical modeling, more accurate classification maps to be used to detect land and forest degradation, assess land productivity and assess sustainable development indicators 2.4.1, 15.3.1 and 15.1.1.

Results and novelty:

first:

- proposed and implemented for the territory of Ukraine a comprehensive method for determining land degradation based on the analysis of changes in land cover, forest degradation and reducing the productivity of agricultural land,

- the corresponding information technology is developed;

improved:

- neural network model of agricultural land classification;

- methods for determining the productivity of agricultural land and forest degradation on the basis of time series of satellite data and information products of land cover classification and models of biophysical modeling of plant development Crop Growth Modeling System;

- method of detecting deforestation based on the neural network of the U-Net architecture, its modification using the Efficientnet B3 encoder, as well as the ensemble of these networks;

- software implementation of the method of forest deforestation detection based on the neural network of U-Net architecture and its modifications (improved in this study) was developed;

- software implementation of the proposed methodology for estimating agricultural land productivity and forest degradation based on Crop Growth Modeling System was developed.

Implementation of the results of SRW – is possible by estimation of the progress in achieving the sustainable development goals based on the obtained maps, it can allow Ukraine to make objective reports about the international obligation implementation; is possible for the State Statistics Service of Ukraine by using the obtained maps as an additional information source that can make possibility of providing objective information of land resources and land use, as well as can allow estimation of losses caused by anthropogenic and nature factors.

Description of the final product – land use maps for the territory of Ukraine with a special resolution of 10 m; map of land degradation for Ukraine with a resolution of 10 m (obtained for the first time); map of forest degradation (obtained for Ukraine for the first time); information technology for calculating the above cards, which will allow to receive such products on a regular basis.

The data of work are intended for the State Geocadastre, the State Statistics Service of Ukraine.

Keywords: NEXUS, CGMS, WOFOST, LAND COVER CHANGE, CROP CLASSIFICATION MAP, LAND DEGRADATION, FOREST DEGRADATION, AGRICULTURAL CROP PRODUCTIVITY.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ 11
1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ ТА НАЯВНИХ ПРОДУКТІВ АНАЛІЗУ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ 16
1.1 Аналіз існуючих методів моніторингу деградації землі за супутниковими даними 16
1.1.1 Визначення деградації землі 16
1.1.2 Методи оцінювання деградації землі 18
1.1.3 Методи обчислення індикаторів сталого розвитку 2.4.1 та 15.3.1 24
1.1.3.1 Загальний метод обчислення індикатору 15.3.1 25
1.1.3.2 Загальний метод обчислення індикатору 2.4.1 27
1.1.4 Індикатор 15.1.1 як результат обчислення індикаторів 2.4.1 та 15.3.1 29
1.2 Аналіз джерел даних та засобів моніторингу деградації землі та обчислення індикаторів сталого розвитку 2.4.1, 15.1.1 та 15.3.1 30
2 ВИЗНАЧЕННЯ ІНДИКАТОРІВ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЛІ, ЗБІР ТА ГАРМОНІЗАЦІЯ ДАНИХ ІЗ РІЗНИХ ДЖЕРЕЛ ДЛЯ ПОДАЛЬШОГО АНАЛІЗУ 35
2.1 Визначення індикаторів деградації землі за дистанційними та наземними даними 35
2.1.1 Обчислення індикатору 15.3.1 з залученням супутникових даних 38
2.1.2 Обчислення індикатору 2.4.1 з використанням супутникових даних 40
2.1.3 Висновки щодо обчислення індикаторів 2.4.1 та 15.3.1 42
2.2 Завантаження та попередня обробка супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2 43
2.3 Збір наземних даних щодо типів земного покриву 45
2.3.1 Гармонізація наземних даних для класифікації земного покриву 45
2.3.2 Індекс листяної поверхні LAI 46
2.4 Збір даних щодо лісових ресурсів України на основі фотоінтерпретації 48

2.5 Створення бази даних ґрунтів України на основі класифікації FAO . 52
2.6 Створення профайлів ґрунтів на основі карти класів ґрунтів Держгеокадастру та бази характеристик ґрунтів FAO 55
2.7 Формування профайлів мажоритарних сільськогосподарських культур 60
2.8 Маскування та відновлення хмар на знімках Sentinel-2 62
2.8.1 Методи виявлення та маскування хмар 64
2.9 Створення каталогу даних по проєкту 64
3 РОЗРОБКА МЕТОДОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ ЗА ДИСТАНЦІЙНИМИ ДАНИМИ (ЗМІНА ЗЕМНОГО ПОКРИВУ, ДЕГРАДАЦІЯ ЛІСІВ ЗА ЧАСОВИМИ РЯДАМИ ДАНИХ, ЗМІНА ПРОДУКТИВНОСТІ ЗЕМЕЛЬ, ЗОКРЕМА С/Г) 65
3.1 Удосконалення нейромережевої моделі класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур на основі супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2 шляхом додаткової фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель 66
3.2 Розробка методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин 71
3.3 Розробка методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних 82
3.3.1 Нейронна мережа U-Net 82
3.3.2 Модифікація архітектури U-Net 84
3.4 Розробка комплексного методу визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель 85
3.4.1 Комплексний метод визначення деградації земель 86
3.4.2 Побудова загальної карти деградації земель 87
4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МЕТОДОЛОГІЇ ОЦІНКИ ПРОДУКТИВНОСТІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ЗЕМЕЛЬ ТА ДЕГРАДАЦІЇ ЛІСІВ 91
4.1 Програмна реалізація та тестування нейромережевої моделі класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур на основі

супутникових даних Sentinel-1та Sentinel-2 шляхом додаткової фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель 92
4.2 Розгортання та калібрування моделі біофізичного моделювання Crop Growth Modeling System на основі моделі WOFOST 94
4.2.1 Створення EMU 96
4.2.2 Розрахунок середньодобових метеорологічних параметрів 98
4.2.3 Вхідні дані 99
4.2.4 Розгортання та калібрування моделі CGMS/WOFOST, її загальна архітектура 100
4.3 Програмна реалізація методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин 105
4.4 Програмна реалізація та тестування методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних 108
4.4.1 Досліджуваний регіон 112
4.4.2 Супутникові дані 113
4.4.3 Навчальна та тестова вибірки 116
4.5 Програмна реалізація та тестування комплексного методу визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель 118
4.5.1 Програмна реалізація 118
4.5.2 Тестування 120
5 ВИЗНАЧЕННЯ МЕТРИК ЯКОСТІ МОДЕЛЕЙ, АНАЛІЗ ТОЧНОСТІ МЕТОДІВ, ПРОВЕДЕННЯ ЧИСЕЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ 122
5.1 Визначення метрик якості моделей та аналізу точності розроблених методів 122
5.2 Програмна реалізація сценаріїв оцінки якості моделей та точності методів 127
5.3 Калібрування моделі біофізичного росту рослин та її валідація за допомогою співставлення з наземними та супутниковими даними 128
5.3.1 Калібрування для України 131
5.3.2 Валідація 133

5.4 Проведення чисельних експериментів з оцінки точності методів виявлення деградації землі на основі дистанційних та наземних даних ... 141
6 ПОБУДОВА, ВАЛІДАЦІЯ ТА АНАЛІЗ КАРТ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЛІ, СТВОРЕННЯ ГЕОПРОСТОРОВОГО ПРОЄКТУ ... 147
6.1 Побудова карт біофізичних параметрів росту основних сільгоспкультур для України за 2015-2021 роки на основі моделі CGMS 147
6.2 Отримання карти класифікації сільськогосподарських земель для України за 2015-2021 роки за допомогою розробленого методу класифікації земного покриву ... 151
6.3 Побудова карт продуктивності сільськогосподарських земель для території України ... 156
6.4 Валідація карт продуктивності сільськогосподарських земель на основі наземних вимірів ... 162
6.5 Побудова карт вирубок та деградації лісу за 2015-2021 роки для території України ... 164
6.6 Побудова карт деградації землі для України за розробленою методологією ... 170
6.7 Створення геопросторового проєкту з отриманими продуктами ... 171
Висновки ... 174
Перелік джерел посилання ... 179
ПЕРЕЛІК НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕЖАХ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТУ ... 200

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ

ЄС	Європейський Союз
ООН	Організація Обє'днаних Націй
ЦСР	Цілі сталого розвитку
AOT	Aerosol Optical Thickness
BIOMA	програмна бібліотека (фреймворк) – реалізація біофізичних моделей на мовах програмування C++ та Python
CGMS	Crop Growth Modelling System
DVI	Differential vegetation index
EBF	Evergreen Broadleaf Forest
ESA	European Space Agency
EUE	Energy-use efficiency
FAO	Food and Agriculture Organization
fAPAR	Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
GCI	Global Competitiveness Index
GEE	Google Earth Engine
GLC-SHARE	Global Land Cover – SHARE
GSP	Global Soil Partnership
HI	Harvest index
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
ISRIC	International Soil Reference and Information Centre
ITPS	Intergovernmental Technical Panel on Soils
JRC	Joint Research Centre
LAI	Leaf area index
LPD	Land Productivity Dynamics

LWCI	Leaf Water Conten Index (LWCI)
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSI	Multi-Spectral Instrument
NDSI	Normalized-Difference Snow Index
NDVI	Normalizes difference vegetation index
NPP	Net Primary Productivity
QGIS	Quantum geographic information system
RUE	Rain-Use Efficiency
SDG	Sustainable Development Goal
SEEA	System of Environmental-Economic Accounting
SNAP	Sentinel Application Platform
SOC	Soil organic carbon
Trends.Earth	Land Degradation Monitoring Toolbox
UNCCD	United Nations Convention to Combat Desertification
VI	Vegetation Index
VLab	Virtual Labs
WFS	Служби веб-функцій
WOFOST	World Food Studies Simulation Model
WoSIS	The World Soil Information Service

ВСТУП

Проблема деградації землі гостро постає в світовому масштабі у зв’язку інтенсифікацією антропогенного впливу на довкілля. Під егідою ООН започатковуються і реалізуються програми, спрямовані на зменшення негативного впливу на землю та досягнення нульового рівня деградації. Так, у 2002 р. Україна стала повноправною стороною Конвенції Організації Об'єднаних Націй про боротьбу з опустелюванням. В 2015 р. ООН сформулювала 17 цілей сталого розвитку (ЦСР), серед яких важливе місце посідає ціль 15 — збереження екосистем суші. Проблема деградації землі і оцінка продуктивності мають дуже важливе значення і для України, оскільки сьогодні ми знаходимось напередодні відкриття ринку сільгоспземель. Тому розробка методології визначення індикаторів деградації землі і оцінки продуктивності землі є актуальною науковою задачею, яку доцільно розв’язувати з використанням дистанційних спостережень.

За означенням Конвенції Організації Об'єднаних націй по боротьбі з опустелюванням (UNCCD) по індикатору 15.3.1 «Відношення площі деградованих земель до загальної площі земель» деградація земель – це зменшення або втрата біологічної чи економічної продуктивності та складності врожайних земель, зрошуваних культур, або ріллі, пасовищ, лісів та лісових масивів, що виникають внаслідок використання земель або внаслідок процесу чи комбінації процесів, що виникають внаслідок діяльності людини. Не менш важливим в контексті деградації землі на території України є індикатор 2.4.1 «Відношення продуктивних та стійких сільськогосподарських земель до всієї площі сільськогосподарських земель».

UNCCD розробила технологію оцінки деградації земель за супутниковими даними. Суть цієї технології полягає в тому, що є джерела даних, методологія та порахований продукт, який дозволяє визначити ступінь

деградації землі відповідно до означення індикатора 15.3.1 Цілей сталого розвитку (Sustainable Development Goals, SDG), а саме вільно доступний плагін Trends.Earth для програмного комплексу QGIS, створений Conservation International (CI). Trends.Earth дозволяє користувачам будувати графіки часових рядів основних індикаторів зміни землі. За допомогою цього продукту можна будувати карти та інші геопросторові продукти для підтримки моніторингу та звітування про деградацію землі по індикаторам SDG 2.4.1, 11.3.1 та 15.3.1 та інших. Цей продукт реалізовано в середовищі Google Earth Engine та використовується в усьому світі, зокрема, в агенції NASA. Разом з цим, даний продукт має свої недоліки, а саме: 1) ґрунтується на глобальній карті земного покриву, яка має 300-метрове просторове розрізнення та містить багато шуму; 2) продуктивність розраховується однаково для різних типів земного покриву, таких як ліс або сільськогосподарські землі.

На сьогоднішній день у відкритому доступі є супутникові дані та продукти, які можна використовувати як джерела інформації для аналізу продуктивності і деградації землі. Інтегруючи супутникові дані з різнорідною соціо-економічною інформацією та картами ґрунтів, можна розробляти методологію оцінки індикаторів сталого розвитку. Розробка такої методології з використанням авторських методів машинного навчання на основі різнорідних супутникових даних є метою даного проєкту.

В даному звіті описані основні результати трьох етапів проєкту.

Перший етап проєкту присвячено аналізу сучасних підходів до оцінки продуктивності і деградації землі, а також формуванню наборів даних, необхідних для подальшого дослідження. Оскільки ця тематика є дуже актуальною, то розуміння проблеми постійно змінюється, і кількість наукових робіт невпинно збільшується. Відзначимо, що за останні півроку (за період від подання запиту на даний проєкт до завершення першого етапу) в ООН

кардинально змінилось бачення індикатора 2.4.1, і з’явились документи, що описують критерії і кращі практики його визначення.

В межах проєкту проаналізовано сучасний стан проблеми оцінки продуктивності і деградації землі в світі і в Україні, визначено джерела даних, що будуть використовуватись в даному проєкті, а також сформовано гармонізовані набори даних для подальшого дослідження.

Метою *другого етапу* проєкту є розробка нової методології оцінки продуктивності сільськогосподарських земель та виявлення деградації лісів на основі супутникових даних і біофізичного моделювання, що відрізняється від існуючих використанням більш точних (менш зашумлених) та з вищим розрізненням карт класифікації, отриманих за допомогою нейромережевих методів, врахуванням сівозміни при дослідженні часових рядів вегетаційних індексів та врахуванням потенційного стану культур протягом основних стадій розвитку при сталих профайлах ґрунтів, що дає можливість оцінити антропогенний вплив. Це дозволить збільшити точність виявлення деградації землі для задач прийняття рішень в аграрному секторі, протидії опустелюванню землі та оцінки відповідних індикаторів сталого розвитку.

Третій *етап виконання* проєкту присвячений практичній частині проєкту, зокрема реалізації запропонованих методологій побудови карт продуктивності та деградації земель, побудові карт класифікацій типів земного покриву та побудові карт біофізичних параметрів росту мажоритарних культур на основі CGMS моделі за 2015-2021 роки для території України. Також жаний етап включає в себе оцінку якості отриманих продуктів та створення геопросторового проєкту з отриманими результатами.

1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ПРОБЛЕМИ ТА НАЯВНИХ ПРОДУКТІВ АНАЛІЗУ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ

1.1 Аналіз існуючих методів моніторингу деградації землі за супутниковими даними

Деградація землі — це явище, яке зменшує продуктивність сільського господарства, що призводить до зниження доходів та зниження продовольчої безпеки [1] і стало невід'ємною частиною сьогоднішнього промислового використання земельних ресурсів. Це явище має декілька визначень, і дискусії по чіткій методології вимірювання наслідків цього явища все ще не вщухають. При цьому основні організації, що займаються питанням зменшення впливу деградації землі, такі як ООН та Продовольча та сільськогосподарська організація ООН (FAO ООН), рекомендують застосування супутникових даних для вимірювання деградації землі та індикаторів сталого розвитку, пов'язаних з деградацією землі.

1.1.1 Визначення деградації землі

На даний момент можна знайти декілька визначень деградації замід, кожне з яких надає свій власний зміст цього складного поняття. З точки зору виконавців проєкту найбільш важливими є наступні з них.

Визначення 1 [2]. Деградація землі — це довгострокове зниження функціонування екосистеми, що може виражатися у знижені біофізичних показників вегетуючої біомаси.

Визначення 2 [3] Деградація земель — це складне явище, яке, як правило, включає втрату деяких або всіх наступних факторів: продуктивності, ґрунту, рослинного покриву, біомаси, біорізноманіття, екосистемних послуг та стійкості довкілля. Деградація зазвичай спричинена неправильним

управлінням або надмірною експлуатацією земельних ресурсів, таких як очищення рослинності; виснаження поживних речовин; надмірний випас худоби; неналежне зрошення; надмірне вживання агрохімікатів; розростання міст; забруднення; або інші прямі наслідки, такі як видобуток корисних копалин, розробка кар'єрів, витоптування ґрунту або рух по бездоріжжю. Зміна у землекористуванні — це не те ж саме, що і деградація, і деякі зміни в землекористуванні можуть бути в цілому позитивними з точки зору користі для людства. Однак у нинішніх умовах занепаду природних екосистем, поряд із посиленням тиску на земельні ресурси, зміна землекористування часто асоціюється з деградацією, яка зменшує біорізноманіття та екосистемні послуги.

Визначення 3 [4]. Деградація земель — це зменшення або втрата біологічної чи економічної продуктивності та складності орних земельних ділянок, зрошуваних орних земель або пасовищ, лісів та лісових масивів, в результаті використання земель або в результаті процесу/комбінації процесів, що виникають внаслідок діяльності людини. Така деградація може поділятись на 3 наступні типи.

1. Фізична деградація: структурне руйнування ґрунту через порушення агрегатів. Це призводить до втрати функції пор ґрунту, що в свою чергу веде до зменшення поверхневої інфільтрації, збільшення стікання води та зменшення стоку. З часом це призводить до зменшення доступності газів для рослин та біоти. Процеси фізичної деградації включають ерозію, ущільнення та утворення корочок на поверхні землі.
2. Хімічна деградація: процеси, що ведуть до хімічного дисбалансу ґрунту, включаючи засолення, втрату поживних речовин, окислення та токсикацію.
3. Біологічна деградація: штучне порушення структури ґрунту (наприклад, через обробку ґрунту) може призвести до надмірної активності

ґрунтової біоти через консигнацію та надмірну мінералізацію органічної речовини, що призведе до втрати структури та поживних речовин.

1.1.2 Методи оцінювання деградації землі

Попри певну нечіткість визначення деградації землі, методологія її оцінювання для будь-якого з цих трьох визначень може включати застосування супутникових даних. Основою побудови так званих карт деградації землі [5] є вегетаційні індекси, які отримуються на основі комбінацій мультиспектральних каналів супутникових знімків та біофізичного моделювання стану рослин. Такими індексами є нормалізований диференційний вегетаційний індекс (NDVI), чиста первинна продуктивність (NPP), площа листяної поверхні (LAI) та інші характеристики біомаси.

Для оцінки ступеня деградації землі перш за все необхідно оцінити продуктивність землі та проаналізувати її зміни в часі. Розглянемо відомі підходи оцінки продуктивності землі з використанням супутникових даних.

Перший метод по створенню карти продуктивності землі базується на використанні та аналізі багаторічного тренду зміни вегетаційного індексу NDVI, отриманого на основі супутникових даних [6–7]. Для обчислення тренду як правило використовуються дані за 5–10 років для всієї території країни. Даний підхід дає можливість обчислення індикаторів сталого розвитку 15.3.1 та 2.4.1. Зазвичай для цього використовуються дані низького просторового розрізнення, такі як MODIS, які мають великий набір щоденних історичних даних. Проте починаючи з 2015 р. починає роботу місія Європейського космічного агентства Sentinel-2, яка надає дані високого просторового розрізнення 10 м з періодичністю 5 днів, що робить його також застосовним для обчислення багаторічного тренду зміни вегетаційних індексів. Поєднуючи ці дані з даними Landsat-8, що мають просторове

розрізнення 30 м з панхроматичним каналом 15 м, можна створити колекцію гармонізованих супутникових даних високого просторового розрізнення з часовим розрізненням 2–3 дні [8], що суттєво збільшує кількість важливої інформації для аналізу тренду, наближаючи цей набір даних до показників MODIS. Також за методологією ООН [3] щодо обчислення площі деградованої землі, можуть застосовуватися додаткові показники, такі як карти зміни земного покриву та карти вмісту карбону в ґрунті [4]. Поєднання таких продуктів відбувається за статистичним правилом “One Out All Out”, яке прирівнює стан землі до деградованої у випадку, якщо хоча б один із субіндикаторів відповідає деградованій землі і відповідно щоб земля вважалася продуктивною, всі показники мають мати позитивне значення. Проблемою даного підходу до виявлення деградації землі є те, що він не враховує специфіку сільськогосподарських земель. Ці проблеми спричинені тим, що, по-перше, індекс вегетації NDVI має ефект насичення. Тобто при максимальному значенні 1, даний індекс втрачає свою інформативність, оскільки перестає зростати і відповідно для різних рослин при максимальному значенні NDVI, реальний стан рослини може сильно варіюватися, що ускладнює процес коректного виявлення деградації землі. По-друге, ця методологія не враховує класи сільськогосподарських культур і сівозміни. Відповідно, негативний тренд вегетації на сільськогосподарських землях може тлумачитися не як деградація землі, а як проста зміна сільськогосподарських культур з нижчим показником індексу вегетації. Враховуючи, що ця методика є прийнятою ООН та на її основі обчислюється індикатор сталого розвитку 15.3.1, є сенс у розробці методології для її покращення.

Наступний метод є подібним до першого, але використовує для обрахунку деградації землі індекс NPP і обчислюється тільки для тих зон, для яких погіршення або покращення даного показника може бути пояснено лише людською діяльністю [2]. Тобто зміна клімату та метеорологічні умови

можуть позитивно або негативно впливати на показник NPP, але ці зміни не вважаються деградацією або покращенням продуктивності землі. При цьому NPP може бути визначено за допомогою NDVI. Відхилення індексу від норми є індикатором деградації землі або покращенням її стану, якщо враховувати інші фактори (клімат, ґрунт, рельєф та землекористування). Вплив опадів враховується за допомогою індексу ефективності дощу — RUE (значення NDVI на одиницю опадів) та залишкових тенденцій NDVI, ефективної температури. Застосування NDVI для розрахунку NPP дозволяє зробити економічну оцінку деградації землі.

Важливими показниками є RUE та EUE. RUE — це відношення між річною сумою NDVI та середніми опадами (дощами), може бути отримано за допомогою набору даних Глобального Кліматологічного Центру Опадів “VASClimO rainfall data” [9]. EUE — це відношення між річною сумою NDVI до річної акумульованої температури (ефективною температурою або температурою більше 0). Може бути вирахувана за допомогою набору даних “CRU 2.1 monthly data” [10].

Для того щоб відрізнити зниження продуктивності через деградацію землі та через інші фактори, необхідно відділити (замаскувати) території, де погіршення або покращення показників деградації може пояснюватися кліматичними змінами. Тому для оцінювання деградації землі можна використовувати наступний алгоритм [11]:

1. Виявити всі пікселі, для яких є додатня залежність між продуктивністю і опадами, тобто де за опадами можна визначити NPP.

2. Для місць, де опади визначають NPP, має бути обчислено значення RUE. Де продуктивність зменшується, а RUE збільшується, можна говорити про зниження продуктивності через зниження кількості опадів. Такі зони маскуються разом з містами.

3. Тренд NDVI обчислюється для областей з позитивним відношенням, але зниженим RUE, а також для областей з негативним відношенням між NDVI та опадами, тобто де опади не визначають NPP. Це називається RUE-adjusted NDVI.

4. Деградація землі визначається, якщо цей NDVI є негативним, а чисельна оцінка деградації землі відбувається за допомогою RUE-adjusted NDVI.

Дана методологія використовується для різних країн світу [11] для за період з 1981 по 2003 р. За цією статистикою видно, що для України станом на 2003 р. площа деградованої землі дорівнювала 47414 км^2, що в свою чергу, вплинуло на 2.46 мільйонів жителів України.

Індекси деградації землі та покращення продуктивності можуть бути порівнені з картами земного покрову, ґрунтами та рельєфом, посух та бідності. Оскільки основа для даної методології є використання індексу вегетації NDVI, ця методологія має такі ж проблеми як і перша, при цьому вона також є морально застаріла у відношенні до врахування впливу зміни клімату на продуктивність сільськогосподарських земель. Сучасні дослідження показують [12–13], що зміна кліматичних показників прямо впливає на деградацію землі. Схему Millenium Ecosystem Assessment [14] відображає взаємозв’язки між змінами клімату, ерозією ґрунту та деградацією землі.

При цьому зміни клімату не є суто природними, оскільки неможливо відкинути вплив людини на ці процеси. Тому ця методологія не може бути використана для моніторингу деградації землі у такому вигляді, проте застосування NPP та RUE-adjusted вегетаційних індексів може бути використане для покращення методології на основі вегетаційних індексів. Особливо важливим аспектом даної методології, що може використовуватись для подальшого дослідження, є поділ індикаторів на індикатори деградації та росту продуктивності, оскільки такий підхід дозволяє більш точно провести

чисельну оцінку процесу деградації або росту продуктивності сільськогосподарських земель.

Третій метод моніторингу деградації землі було запропоновано Інститутом космічних досліджень НАНУ-ДКАУ [15] спеціально для сільськогосподарських земель та на основі поєднання біофізичного моделювання росту рослин та їх біофізичних показників, що визначаються за супутниковими даними. Для використання даного методу необхідно налаштувати модель Crop Growth Modelling System (CGMS) [16], що є сітковим варіантом моделі WOFOST, розробленої Об'єднаним дослідницьким центром JRC Єврокомісії та використовується у підрозділі MARS цього центру. Дана модель на кожній точці геопросторової сітки запускає біофізичну модель WOFOST, яка на основі даних ґрунтів, агрокліматичних даних та практик агроменеджменту, які використовуються, моделює стан рослин різних класів за відповідними відкаліброваними для даної території профайлами сільськогосподарських культур. Точки моделювання вибираються як центроїди полігонів, що формуються в результаті перетину карти ґрунтів та агрокліматичних зон.

Вихідними даними даної моделі є як показники ґрунту, такі як вологість, так і дуже важливі показники сільськогосподарських культур, такі як стадія розвитку та LAI для кожного дня моделювання. При цьому незалежним чином відбувається моделювання показнику LAI за супутниковими даними, які відображають реальний стан поверхні землі. За умови використання статичного профайлу ґрунту, тобто профайлу без змін для кількох років, є можливість порівняти реальне супутникове LAI та змодельоване LAI при статичному профайлі ґрунту і такими ж, як і в реальності агрокліматичними показниками. Таким чином є можливість виявити те, на скільки реальне значення LAI відрізняється від ідеального, отриманого при таких же умовах при відсутності деградації або покращенні продуктивності ґрунтів. Таке

порівняння в свою чергу можливе після додаткових кроків обробки отриманих значень LAI. По-перше, це значення має бути пронормоване, оскільки часто графіки ходу LAI є співставними, але відрізняються у точках екстремумів через специфіку дистанційного зондування землі та біофізичного моделювання. По-друге, необхідно змістити точку 0 для супутникового LAI, через залишкову вегетацію на сільськогосподарських землях. Цей ефект виникає через те, що неможливо очистити поле повністю від біомаси і відповідно значення LAI, отриманого за допомогою супутникових даних, буде дуже малим, але не нульовим. Оскільки моделювання в CGMS завжди починається з 0, значення початкових точок обох графіків необхідно привести до спільного значення 0. Після цих етапів обробки карта індексу LAI за виходами моделі CGMS обчислюється за допомогою присвоєння відповідних значень LAI пікселям сільськогосподарських культур, що відповідають змодельованим на карті сільськогосподарських культур. Продуктивність землі оцінюється за рахунок підрахунку різниць інтегралів графіків зміни LAI від дня посадки культури до дня зрілості для модельованої карти з застосуванням CGMS та карти отриманої на основі супутникових даних. Пікселі з негативною різницею цих значень вважаються зонами з деградованою землею, а у місцях з навпаки позитивною різницею, земля має позитивну продуктивність. Даний метод не містить обмежень першого і другого методу, оскільки використовує карти класифікації сільськогосподарських культур, які дозволяють враховувати сівозмінм, та значення LAI не насичується, вегетаційни індекс як NDVI. Проте основною проблемою використання даного методу є висока чутливість до якості вхідних даних біофізичного моделювання, що створює складнощі у її використанні. У даному проєкті модель росту рослин CGMS буде адаптована до території України з застосуванням існуючих карт класифікації сільськогосподарських земель Інституту Космічних Досліджень НАНУ та ДКАУ та створення наборів даних

для України для ефективного запуску моделі та її калібрування. Для цього на даному етапі проведення робіт у проєкті, на основі карти ґрунтів України та бази даних ґрунтів FAO, будуть побудовані профайли ґрунтів для території України, що підтримуються системою CGMS (підрозділ 2.6) зібрані у базу даних (підрозділ 2.5), а також будуть сформовані та відкалібровані профайли мажоритарних сільськогосподарських культур для України (підрозділ 2.7). Оскільки дана методологія застосовна тільки для сільськогосподарських земель, для отримання карти деградації землі для всієї території України для інших типів екосистем можна використовувати методологію 1 або 2. При цьому особливої уваги потребує моніторинг деградації лісів, оскільки цей тип деградації може виражатися як через зміну земного покрову, так і через зменшення біофізичних показників вегетації. Тому для даного типу екосистем важливо впроваджувати покращення не тільки у методології вимірювання деградації землі за вегетаційними індексами, а також у підходах класифікації земного покрову, що використовуються для виявлення лісу та його змін.

1.1.3 Методи обчислення індикаторів сталого розвитку 2.4.1 та 15.3.1

Під час саміту ООН зі сталого розвитку у 2015 р. країни ухвалили 17 глобальних цілей сталого розвитку. Кожна ціль містить перелік підцілей та індикаторів виконання цих цілей, які здебільшого є числовими. Оцінки деградації земель відіграють важливу роль у двох таких цілях: ціль 2 «Подолання голоду» та ціль 15 «Захист та відновлення екосистем суші». Наступні два індикатори сталого розвитку безпосередньо використовують інформацію щодо деградації та продуктивності землі: 2.4.1 «Частка сільськогосподарських площ в умовах продуктивного та стійкого сільського господарства» та 15.3.1 «Відношення деградованих земель від загальної площі земель». Методи моніторингу та набори даних, які слід використовувати для

обчислення цих індикаторів, зараз активно розробляються та обговорюються науковою спільнотою. При цьому планується, що звітування по цих індикаторах має стати обов'язковим для всіх країн і, таким чином, дозволить оцінити прогрес країн по подоланню глобальних проблем людства, пов'язаних з голодом, впливом людини на природні ресурси та їх деградацією, зокрема деградацію землі.

1.1.3.1 Загальний метод обчислення індикатору 15.3.1

За означенням Конвенції Організації Об'єднаних націй по боротьбі з опустелюванням (UNCCD), індикатор ЦСР 15.3.1 «Відношення площі деградованих земель до загальної площі земель» є двійковим — «погіршився/не погіршився» та дозволяє на основі аналізу наявних даних за трьома субіндикаторами (земний покрив, продуктивність землі, запас вуглецю) отримати кількісні оцінки. При цьому, цей показник характеризує частку земель, що деградує, по відношенню до загальній площі землі. Розглянемо детальніше субіндикатори ЦСР 15.3.1. які мають проходити валідацію на рівні національних органів влади та використовуватись для звітування України за міжнародними зобов'язаннями.

Індикатор базується на оцінці змін у субіндикаторах для визначення масштабів земель, що деградують, по відношенню до їх загальної площі. Субіндикатори є доповнюючими та неадитивними компонентами, чутливими до різних факторів деградації. Для обчислення загального значення індикатора використовується принцип «One Out All Out», при цьому зміни в субіндикаторах зображуються як (i) позитивні або покращувані, (ii) негативні чи спадаючі, або (iii) стабільні або незмінні. Якщо один із субіндикаторів є від'ємним (або стабільним) для певної земельної ділянки, то зазвичай він

розглядається як деградований (з урахуванням результатів валідації національними органами влади).

Як детально викладено в загальних рекомендаціях [4], обчислення показника ЦСР 15.3.1, для базової лінії та наступних років моніторингу, здійснюється шляхом підсумовування всіх тих областей, де будь-які зміни в субіндикаторах вважаються негативними (або стабільними при погіршенні базової лінії або за попередній рік моніторингу) за оцінкою національних органів влади. Це включає наступні кроки.

1. Оцінка та аналіз земного покриву та його змін.

2. Аналіз стану продуктивності земель і тенденцій її зміни на основі чистої первинної продукції.

3. Визначення значень і змін запасів вуглецю з початковою оцінкою органічного вуглецю ґрунту в якості непрямого показника.

Найбільш широковживаними базами даних є Global Land Cover — SHARE (GLC-SHARE), база Міжурядової комісії з питань зміни клімату, Глобальна база даних земельного покриву з просторовим розрізненням 30 дугових секунд, а також база ESA CCI-LC, що містить 22 класи земного покриву з просторовим розрізненням 300 м. Ці бази даних можуть використовуватися для перевірки або доповнення даних на національному рівні [17]. При цьому стає також можливим виконання задач в межах програми Land Degradation Neutrality Target Setting Programme (LDN-TSP) UNCCD. Зокрема, Україна має зобов’язання в досягненні власної національної цілі LDN — стабілізація вмісту органічного вуглецю в ґрунтах сільськогосподарських угідь [18]. Дана ціль була сформульована уповноваженими органами влади в Україні.

1.1.3.2 Загальний метод обчислення індикатору 2.4.1

В вересні 2020 р. ООН визначила загальний підхід до обчислення індикатора 2.4.1 [19]. Основна ідея цього підходу полягає в тому, що деградація ґрунтів зумовлена неправильною стратегією ведення сільського господарства.

В складі індикатора 2.4.1 визначено 11 тем та субіндикаторів, а в [20] визначено перелік потенційних тем цього індикатора за трьома вимірами стійкості (зміна земного покрову, продуктивність землі та вміст вуглецю). Для кожної теми існує певна кількість можливих субіндикаторів. При цьому потрібно враховувати актуальність теми та можливість здійснення кількісної оцінки, тобто, вибір теми здійснюється таким чином, щоб забезпечувати міцний взаємозв'язок між відповідним субіндикатором та результатами сталого сільського господарства на рівні сільськогосподарських угідь, а також виконувати обчислення індикатору.

В оцінці рівня деградації землі важливу роль відіграє субіндикатор «Здоров’я ґрунту». За визначенням FAO та ITPS (2015) здоров’я ґрунту — це постійна здатність ґрунту функціонувати як життєво важлива жива система в межах екосистеми та меж землекористування, для підтримки біологічної продуктивності, підвищення якості кисневого та водного середовищ та підтримки здоров’я рослин, тварин та людей. За своєю значимістю (забезпечення продуктами харчування), ґрунт складає основу продуктивного та сталого землеробства та є ключовою темою індикатора 2.4.1 [21]. При цьому стан здоров’я ґрунту встановлюється шляхом забезпечення збалансованої взаємодії фізичних, хімічних та біологічних властивостей ґрунту, які в сукупності визначають його продуктивність.

Ключовим компонентом ґрунту є органічна речовина ґрунту, яка підтримує різні функції, пов'язані з ростом рослин, біорізноманіттям ґрунту,

ґрунтовими водами, деградацією земель та динамікою парникових газів. Органічна речовина ґрунту вимірюється вмістом твердого органічного вуглецю (SOC). Моніторинг SOC є найбільш комплексним способом оцінки тенденцій стану ґрунтів.

FAO та Міжурядова технічна група з питань ґрунтів (ITPS) визначили 10 основних загроз для функціонування ґрунту: ерозія; втрати органічного вуглецю; дисбаланс поживних речовин; підкислення; забруднення; заболочення; ущільнення; герметизація ґрунту; засолення та втрата ґрунтового біорізноманіття.

Субіндикатор вимірює ступінь впливу сільськогосподарської діяльності на здоров'я ґрунтів. Огляд 10 загроз показує, що на всі, крім однієї (ущільнення ґрунту, що є втратою природного ґрунту під час будівництва/урбанізації), потенційно і в першу чергу впливає саме невідповідна сільськогосподарська практика. В цьому випадку всі землі, які використовуються в сільському господарстві, мають забезпечуватись відповідним моніторингом, для оцінки впливу сільськогосподарської діяльності на ґрунти.

Як правило, вплив сільського господарства на навколишнє середовище вимірюється за допомогою методів моніторингу, таких як дистанційне зондування, відбір проб ґрунту та води або інших відповідних інструментів, які мають відношення до конкретної території, а не лише сільського господарства.

Ось основні проблеми (загрози), що визначають деградацію ґрунту:

1. Ерозія ґрунту.
2. Зниження родючості ґрунту.
3. Засолення зрошуваних земель.
4. Перезволоження.

Основним джерелом інформації для моніторингу цих проблем є проби ґрунту та опитування фермерів. Додатковим джерелом даних можуть виступати супутникові продукти моніторингу земного покриву.

Методологія ООН обчислення індикатора 2.4.1 передбачає звітування через інформаційну панель національного рівня, з урахуванням всіх субіндикаторів. Обчислення результатів та побудова такої панелі виконуються для кожного субіндикатора окремо, використовуючи підхід «світлофора» (частка площі сільськогосподарських угідь, що постраждала від деградації ґрунтів).

1. Зелений (бажаний): сукупна площа ґрунтів, на яку впливає будь-яка з чотирьох загроз, є незначною (менше 10% загальної площі земель сільського господарства).
2. Жовтий (прийнятний): сукупна площа ґрунтів, на яку впливає будь-яка з чотирьох загроз, становить від 10% до 50% загальної площі земель сільського господарства.
3. Червоний (нестійкий): сукупна площа ґрунтів, на яку впливає будь-яка з чотирьох загроз, перевищує 50% загальної площі земель сільського господарства.

1.1.4 Індикатор 15.1.1 як результат обчислення індикаторів 2.4.1 та 15.3.1

Індикатор 15.1.1 “Площа лісу як частка загальної площі суші” цілей сталого розвитку ООН може бути обчислений на основі даних дистанційного зондування землі [22]. Методологія обчислення даного індикатору включає підрахунок площі лісового покрову, що може бути здійсненим на основі карт земного покрову, отриманих в результаті класифікації рядів супутникових знімків та наземної розмітки лісової території, що включає як лісисті зони, так

і зони зникнення лісу. Після отримання площі лісового покрову за фіксований рік, вона ділиться на загальну площу суші країни. Найважливішим фактором вимірювання даного індикатору є точність класифікації, що досягається для території інтересу. Моніторинг даного індикатору може відбуватися за рахунок оновлення карт зміни земного покрову у лісових екосистемах. З огляду на це індикатор 15.1.1 може вираховуватися разом з індикаторами 15.3.1 та 2.4.1, оскільки в обох випадках використовуються однаковы набори даних. Методологія обчислення індикатора 15.1.1 є легкою у реалізації, оскільки ґрунтується лише на підрахунку площ за картами земного покрову. Тому модифікації, що полягають у покращенні методів обробки супутникових даних та моделей класифікації земного покрову, дозволяють підвищити точність не тільки процесу вимірювання індикаторів 2.4.1 та 15.3.1, а також і 15.1.1.

Варто відзначити, що національні цілі сталого розвитку України мають аналог цього індикатору, що в національному варіанті має номер 15.2.1 та назву “Лісистість території країни” [23]. Як і міжнародний індикатор, національний відображає відношення площі лісу та суші. Враховуючи цей факт, після переведення українського визначення лісистості та лісу в об’єкти на карті земного покрову, можливо адаптувати міжнародну методологію підрахунку індикатору 15.1.1 для обчислення національного індикатора 15.2.1. Таким чином можна забезпечити узгодженість обох підходів та використовувати їх для звітування у міжнародних проєктах та ініціативах.

1.2 Аналіз джерел даних та засобів моніторингу деградації землі та обчислення індикаторів сталого розвитку 2.4.1, 15.1.1 та 15.3.1

Попри те, що цілі сталого розвитку були прийняті ще в 2015 р., а концепція, яка закладена в основу цих цілей та індикаторів, за допомогою яких

передбачається їх вимірювання, розвивається десятиліттями, досі частина індикаторів належить до груп Tier 3 або Tier 2 [24], тобто до категорії, яка не має затвердженої методології вимірювання та/або готових до використання наборів даних. Хоча індикатор 15.3.1 належить до групи Tier 1, тобто такий, який має методологію та набори даних, дискусія щодо того, як краще обчислювати цей індикатор, досі не завершена. В свою чергу індикатор 2.4.1 належить до групи Tier 2, і у світі активно проводяться дослідження по його обчисленню для визначення джерел даних, які дозволяють розв'язати цю задачу найкращим чином. В обох випадках на національному рівні дуже важливо використовувати дані, що дають найвищу точність обчислення індикаторів, оскільки ця інформація є важливою для прийняття рішень. Документація ООН також рекомендує на локальному рівні використовувати найбільш точні дані, доступні для моніторингу цілей сталого розвитку. Результати використання альтернативних джерел даних некоректно порівнювати із результатами, отриманими на основі глобальних продуктів, що використовуються всіма країнами для звітування, оскільки вони здебільшого мають інші характеристики та просторове розрізнення. У випадку супутникових даних — це часове та просторове розрізнення, а також необхідність використання додаткової інформації: мітки земного покрову, або, зібрані за допомогою наземних досліджень, значення індексів вегетації. Проте такі продукти, очевидно, можуть надавати набагато більшу точність ніж глобальні продукти [25]. При цьому, враховуючи факт, що ці індикатори сталого розвитку мають комплексні методології обрахунку, що використовують більше одного типу супутникових продуктів, можливе також комбінування глобальних та локальних даних, або навіть уточнення глобальних даних за допомогою додаткової локальної інформації. Найпопулярнішою глобальною картою земного покрову, що активно покращується та удосконалюється є European Space Agency's Climate Change

Initiative Land Cover [26] яка надає інформацію по типам земного покрову з обширною класифікацією для 1992–2015 рр. з просторовим розрізненням 300 м. У 2019 р. було представлено оновлені версії даного продукту, що мають просторове розрізнення в 30 м, але не для історичних карт. Серед даних, що використовуються для аналізу динаміки продуктивності землі на основі вегетаційних індексів, найсуттєвішими є набори: Joint Research Centre's Land Productivity Dynamics (LPD) dataset [27], який надає глобальні карти LPD з просторовим розрізненням 1 км, що охоплюють період з 1999 по 2013 р.; MOD13Q1-coll6 [28] dataset, що надає вегетаційні індекси NDVI з просторовим розрізненням 250 м для часового періоду з 2001 по 2016; AVHRR/GIMMS dataset [29], що надає глобальні дані NDVI з найменшим просторовим розрізненням серед наведених наборів даних, рівний 8 км, зате за найбільший часовий період – з 1982 по 2015. Найбільш повним глобальним набором даних, що містить карти ґрунтів з їх фізичними та хімічними характеристиками є SoilGrids [30]. Продукт ISRIC's SoilGrids250m, який використовується для отримання середнього значення SOC на глибині до 30 см має просторове розрізнення 250 м.

В свою чергу індикатор 15.1.1 має фіксовану та визнану науковою спільнотою методологію обчислення та великий перелік геоінформаційних продуктів, які можуть використовуватись для цього. Це зумовлено тим, що він може використовувати як глобальні карти земного покрову, так і регіональні/національні карти, що використовуються для обчислення індикаторів 15.3.1 та 2.4.1.

Окрім наборів даних активно розробляються також засоби для картографування деградації землі та моніторингу індикаторів сталого розвитку. Один із таких засобів був розроблений у проєкті “Enabling the use of global data sources to assess and monitor land degradation at multiple scales”, що виконується у партнерстві між Conservation International, Lund University, та

The National Aeronautics and Space Administration (NASA). Цей засіб, що називається Trend.Earth [31], який розроблено на основі Google Earth Engine з використанням вищенаведених глобальних продуктів і є плагіном для QGIS. На рис. 1.1 продемонстровано схему підрахунку індикатору 15.3.1 у Trends.Earth. З точки зору користувача даний плагін є дуже зручним, а використання Google Earth Engine дає можливість швидко отримати інформацію для великої території. Проте даний програмний модуль не дає зручного способу для вибору необхідних даних, що ускладнює процес використання національних продуктів. Тому часові рамки аналізу території інтересу як правило обмежуються часовими межами глобальних наборів даних, що мають низьку швидкість оновлення.

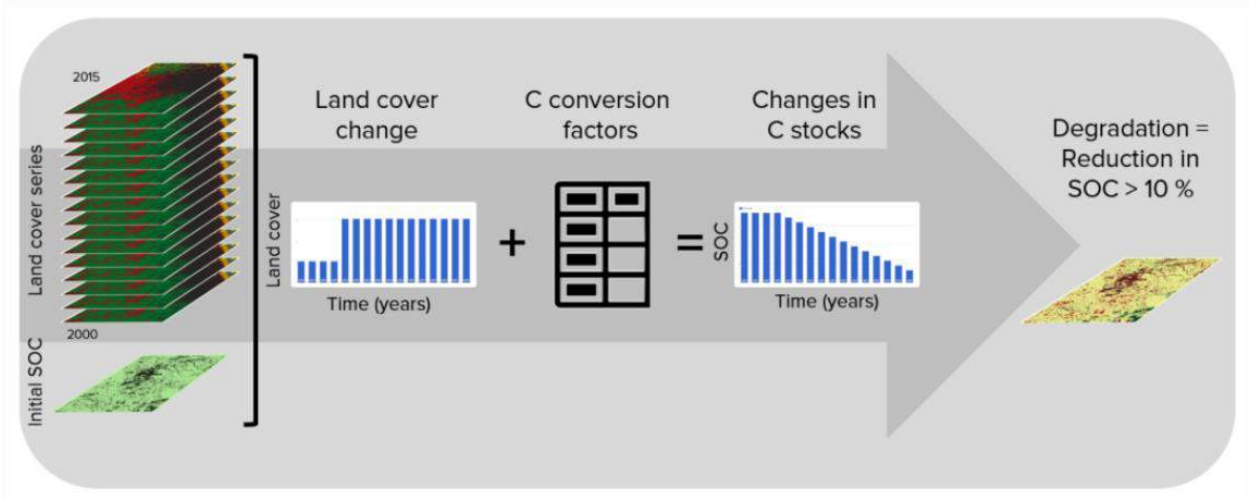

Рисунок 1.1 – Схема обчислення індикатору 15.3.1 у модулі Trends.Earth

У проєкті Horizon 2020 ERA-Planet GEOEssential розробляється хмарна платформа для моніторингу індикаторів сталого розвитку Vlab [32]. Принцип роботи даної платформи полягає у підвантаженні спеціально розроблених робочих процесів обробки даних із GitHub та їх запуску на хмарних ресурсах. Користувачі можуть або випробувати свій робочий процес або запустити один з вже розроблених процесів на своїх даних. З точки зору користувача, даний

сервіс є складним, оскільки він потребує використання підготовлених користувачем даних для території інтересу, що підвантажуються через ftp протокол. Також суттєвим мінусом є обмеженість хмарних ресурсів, що зменшує максимальний розмір території інтересу та збільшує час виконання задач. З точки зору розробників та дослідників у напрямку моніторингу екосистем, даний сервіс має перспективи через легкий імпорт робочих процесів, що дає можливість легко імплементувати в нього своє рішення. Також в ньому вже імплементовані тестові робочі процеси для обчислення індикаторів сталого розвитку 15.1.1, 15.3.1 та 2.4.1, що використовують національні продукти. На рис. Рисунок 1.2 продемонстровано інтерфейс Vlab із робочим процесом для підрахунку індикатору 2.4.1, розроблений Інститутом космічних досліджень НАНУ і ДКАУ [33].

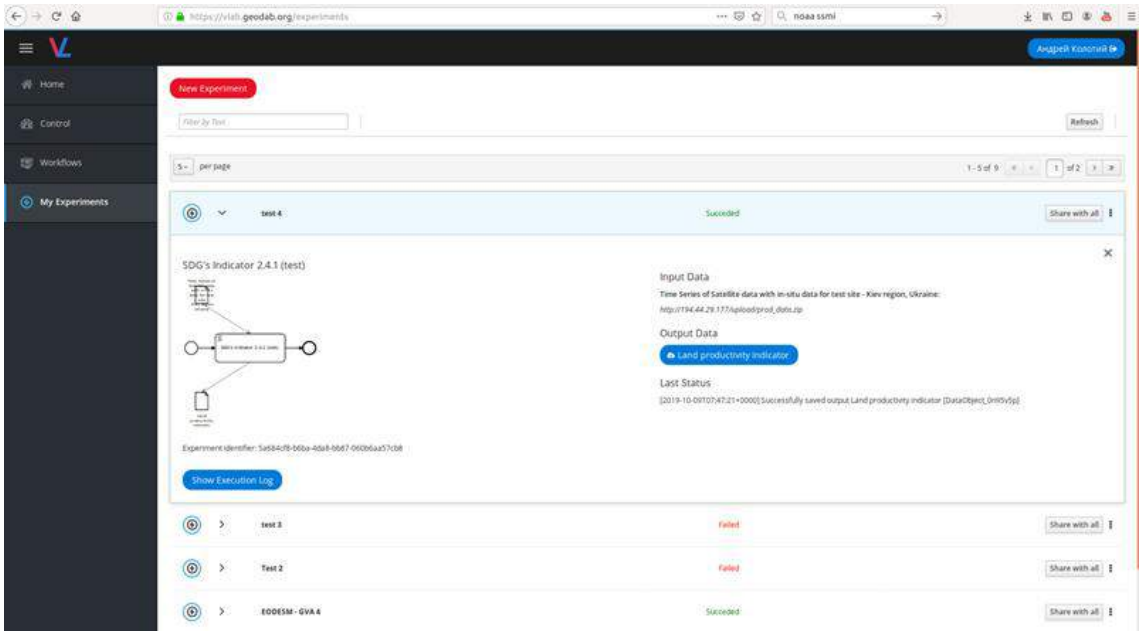

Рисунок 1.2 – Інтерфейс Vlab з імплементованим робочим процесом для обчислення індикатору 2.4.1 на національних наборах даних

2 ВИЗНАЧЕННЯ ІНДИКАТОРІВ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЛІ, ЗБІР ТА ГАРМОНІЗАЦІЯ ДАНИХ ІЗ РІЗНИХ ДЖЕРЕЛ ДЛЯ ПОДАЛЬШОГО АНАЛІЗУ

2.1 Визначення індикаторів деградації землі за дистанційними та наземними даними

В межах глобальної програми підтримки пілотного проекту комітету ООН по боротьбі з опустелюванням та програми, спрямованої на забезпечення нейтрального рівня деградації ґрунтів [34], визначено ряд інформативних індикаторів, які дають можливість оцінювати поточний стан ґрунту на основі супутникової інформації. Такі роботи відповідають цілям сталого розвитку Сенайського фреймворку на 2015–2030 рр. [35–36]. Подальший аналіз ґрунтується на огляді основних ініціатив, каталогів та репозиторіїв відкритих даних істотних змінних та інформаційних продуктів, а також опублікованих прикладів (у деяких випадках — обґрунтовані рекомендації) щодо використання доступних супутникових джерел даних для оцінки індикаторів ЦСР. Для оцінки стану землі можуть бути використані три джерела інформації — карта класифікації земного покриву, продуктивність землі та вміст вуглецю в ґрунті. Карти земного покриву є джерелом інформації для визначення змін земного покриву. В межах традиційного підходу до обчислення індикаторів сталого розвитку змінами земного покрову, що найбільше впливають на деградацію землі, є зникнення лісового покрову, забудова територій штучними об’єктами та заболочення територій. Продуктивність земель дає можливість оцінювати здоров'я екосистеми в цілому. Вуглець є одним із важливих компонентів ґрунту. Він сприяє зростанню рослин, переробці поживних речовин для підтримки родючості ґрунту, очищенню та зберіганню прісної води.

Спостереження за змінами із врахуванням трьох перерахованих показників за 10–15 років може бути індикатором тенденцій деградації земель. Хоча ці три індикатори разом є придатними для моніторингу екосистеми, їх агрегація буде приховувати зміни, виявлені в окремих частинах, що може вплинути на прийняття правильного рішення. Позитивна зміна одного з показників не може компенсувати негативні зміни в іншому, оскільки всі вони є доповнюючими, але не обов'язково адитивними компонентами наземних природніх ресурсів [37-38].

Інститут космічних досліджень НАНУ-ДКАУ в межах проєкту GEO-Essential програми Horizon 2020 ERA-Planet розробив базові процедури обчислення трьох індикаторів сталого розвитку [33], які будуть покращені в поточному проєкті. При цьому покращення передбачається шляхом наступних модифікацій та використання наборів даних, побудованих для території України. Перша модифікація полягає у використанні нових покращених методів гармонізації супутникових даних [39]. Вона дозволить покращити алгоритм обчислення тренду вегетаційних індексів за допомогою створення нового національного набору даних, що містить щільний часовий ряд оптичних супутникових знімків із високим просторовим та часовим розрізненням. Друга модифікація — це використання більш сучасних та складних вегетаційних індексів без насичення, які можуть бути розраховані за допомогою нової колекції оптичних супутникових даних і зараз активно використовуються у розумному сільському господарстві. Такими індексами є LAI, GCI, LWCI та інші. Третя модифікація полягає у імплементації у методологію карти класифікації сільськогосподарських культур та карти сівозмін для врахування зміни культур, що ростуть на сільськогосподарських полях, при побудові трендів вегетаційних індексів та карти продуктивності сільськогосподарських земель.

Доцільність практичного застосування супутникових даних для оцінювання індикаторів сталого розвитку продемонстровано у документах космічних агентств, звітах консорціумів, які були створені для виконання робіт за напрямами «Клімат» (ECV), «Океан» (EOV), «Біорізноманіття» (EBV) [40]. Отже, залучення супутникових даних для вирішення завдань України у сфері екологічного моніторингу та досягнення цілей сталого розвитку є актуальним завданням. Отримані результати будуть використані для обчислення індикаторів сталого розвитку 2.4.1,15.3.1 та 15.1.1.

В рамках пілотного проєкту Комісії ООН по боротьбі з опустелюванням авторами проєкту НФДУ розроблена методика обчислення індексу 15.3.1. Вона базується на глобальних наборах даних, отриманому в рамках «Ініціативи щодо зміни клімату для земного покриву» та «JRC LPD». Ці набори даних мають низьке просторове розрізнення, тому була використана карта земного покриву, яка створена за власною методологією глибинного навчання на основі супутникових зображень Landsat, Sentinel-2 та Sentinel-1 із високим просторовим розрізненням для території України. Точність таких карт земного покриву вища на 10% у порівнянні з глобальними продуктами на тестових незалежних наземних даних. Також, в рамках цього пілотного проєкту запропоновано нову методологію побудови карт продуктивності земель із використанням даних Sentinel-2 та Landsat-8, що дозволяє обчислювати індикатори 15.1.1, 15.3.1 та 2.4.1 (рис. 2.1).

Базовими індикаторами деградації землі, що можуть бути отримані на основі супутникового моніторингу, є часові ряди карт земного покрову та сільськогосподарських культур, які надають чітку інформацію про зміну використання землі, земного покрову та сівозміни, карти продуктивності на основі індексів вегетації, та карти вмісту карбону в грунті. При цьому карти вмісту карбону в грунті є найбільш ненадійним джерелом інформації, оскільки

для отримання такої карти з високою точністю необхідно велика кількість наземних спостережень на рівні країни, яких не існює в Україні.

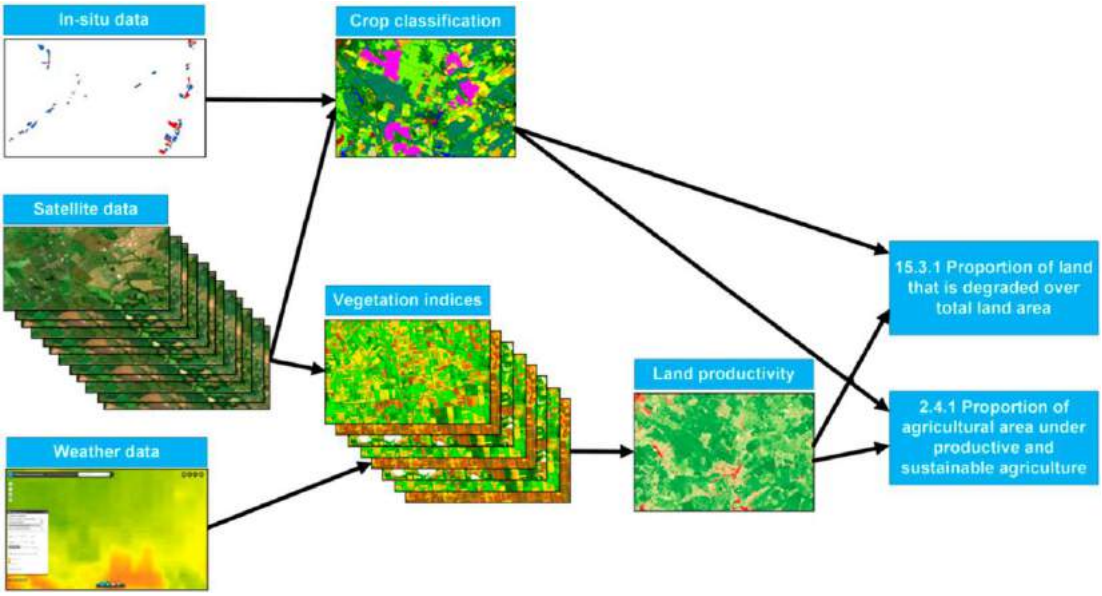

Рисунок 2.1 – Схема обчислення показників сталого розвитку 2.4.1, 15.1.1 та 15.3.1

2.1.1 Обчислення індикатору 15.3.1 з залученням супутникових даних

Оцінка індикатору 15.3.1 базується на статистичному принципі оцінки змін в субіндикаторах «One Out, All Out» [3], [41], враховує три типи змін в субіндикаторах (підрозділ 1.2).

В основі цієї методології, яка була адаптована для території України Інститутом космічних досліджень НАНУ та ДКАУ, закладено метод глибинного навчання, а саме, використання ансамблів нейронних мереж [42], за допомогою яких побудовано карти земного покриву для території України. Архітектуру мережі формують багатошарові персцептрони, які навчаються з використанням різних параметрів та структур (кількість прихованих шарів).

Ансамбль нейронних мереж використовується для забезпечення класифікації культур та побудови карт земельного покриву для України з використанням зображень з високим просторовим розрізненням з супутників Landsat-8, Sentinel-1 та Sentinel-2 [43–46] та відповідних наземних даних за 2000, 2010, 2016 та 2017 р. [47–49]. Просторове розрізнення отриманих карт становить 30 м для 2000, 2010 рр. та 10 м для 2016, 2017 рр. Загальна точність покращується більше, ніж на 10% порівняно з набором даних ESA's Climate Change Initiative Land Cover (отриманих в рамках Ініціативи з питань змін клімату для земельного покриву, ESA); коефіцієнт «каппа» для набору даних ESA's Climate Change Initiative Land Cover становить 0,75, тоді як коефіцієнт «каппа» для карти, отриманої в ІКД НАНУ та ДКАУ, становить 0,9 [50].

Для моніторингу та оцінки деградації земель важливо також враховувати врожайність сільськогосподарських культур [51]. Поточні обчислення урожайності, що виконуються на основі супутникових даних, базуються на підході Монтейта [52–54], а також із застосуванням індексу врожаю (HI) [55-57]. Оцінка продуктивності сільськогосподарських культур вимагає використання щоденних супутникових даних, таких як MODIS із середнім просторовим розрізненням. Як зазначалось у підрозділі 1.1.2, використовуючи сучасні оптичні супутникові дані Sentinel-2 та Landsat-8 стає можливим використовувати дані високого просторового розрізнення кожні 2–3 дні [8]. Нормалізований диференційний вегетаційний індекс (NDVI) зазвичай використовувався для обчислень врожайності сільськогосподарських культур або частки поглиненої фотосинтетично-активної сонячної радіації (fAPAR) за допомогою засобів дистанційного зондування [58, 59]. Для уникнення проблеми із насиченням максимального значення вегетаційного індексу NDVI необхідно враховувати інші індикатори для зменшення ефекту насичення [60].

Використання метеорологічних даних необхідне для врахування впливу температури на ріст та розвиток сільськогосподарських культур. Зокрема, кількість вегетаційних днів розраховується для визначення вегетаційного періоду, в якому відбуватиметься накопичення вегетаційних індексів, що розраховується методами дистанційного зондування [53]. Основою обчислення кількості вегетаційних днів є температура, отримана як результат дослідження поточного періоду та даних MERRA2 NASA [61].

2.1.2 Обчислення індикатору 2.4.1 з використанням супутникових даних

Індикатор 2.4.1 «Частка сільськогосподарських площ в умовах продуктивного та стійкого сільського господарства» розраховується тим же методом, що запропонований для розрахунку показника 15.3.1. Для його розрахунку використовуються ті самі субіндикатори, що і для індикатору 15.3.1, але враховується не вся площа землі, а лише сільськогосподарські (оброблені) землі. Визначення показника необхідно робити, використовуючи супутникові дані високого просторового розрізнення, оскільки значення субіндикаторів чутливі до впливу змішаних пікселів.

Для того, щоб розрахувати показник 2.4.1 на платформі VLab, в якості вхідних даних використовується карта сільськогосподарських культур та часові ряди супутникових знімків за декілька років, що дозволяє оцінити тенденції розвитку NDVI.

Загальна площа сільськогосподарських угідь та площа земель із додатною продуктивністю (стійке та продуктивне сільське господарство) розраховується на основі карти класифікації сільськогосподарських культур та карти продуктивності (під продуктивністю розуміємо нахил лінії тренду). В результаті отримуємо показник 2.4.1 для обраної території, частку загальної

площі сільськогосподарських угідь з точки зору продуктивного та стійкого сільського господарства (рис. 2.2).

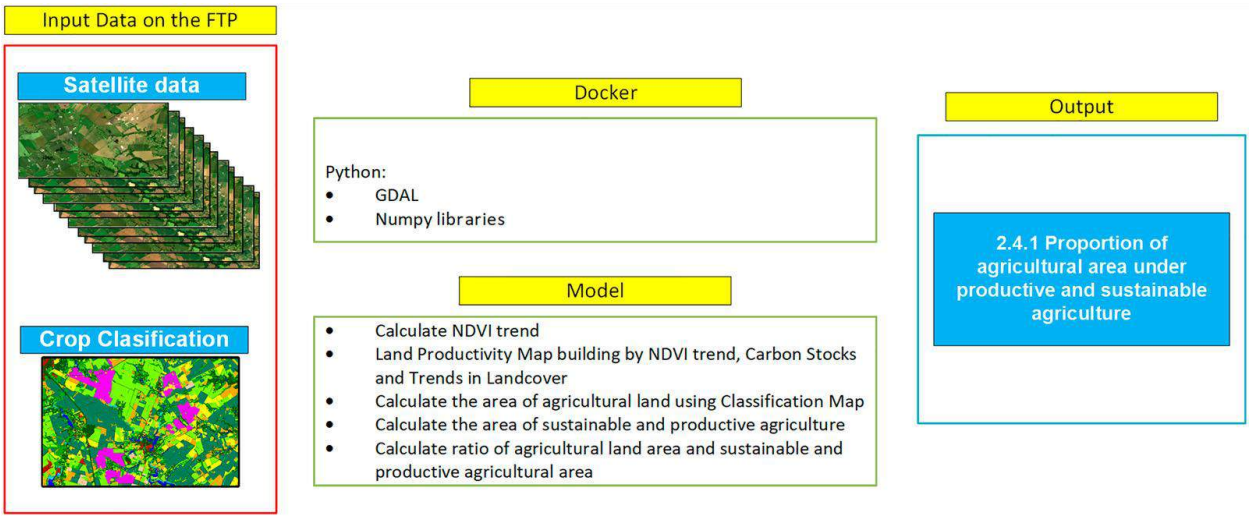

Рисунок 2.2 – Процес обчислення індикатора 2.4.1, реалізований у платформі VLab

В роботі [5] показано використання Nexus-підходу, в основу якого включено три компоненти: карту класифікації сільськогосподарських культур, результати біофізичної моделі WOFOST та супутникові дані, що відображають стан рослинності на досліджуваній території. Карта класифікації сільськогосподарських культур є важливою складовою даного методу, оскільки в ній враховано також стан продуктивності, що включає в собі метеорологічні умови, клімат, тип та стан ґрунтів, управління агрономією та дотримання аграрних норм.

Ще одним показником стану рослинності є біофізичний індекс LAI, що визначається за допомогою супутникових даних MODIS та Sentinel-2 для кожної культури окремо. Для моделювання цього показнику використовується модель з відкритим кодом WOFOST, шляхом поєднання даних Copernicus reanalysis data [62] та даних з наявних метеостанцій та карт ґрунтів. На рис. 2.3

зображено схему роботу алгоритму вимірювання індикатора 2.4.1 на основі цього методу.

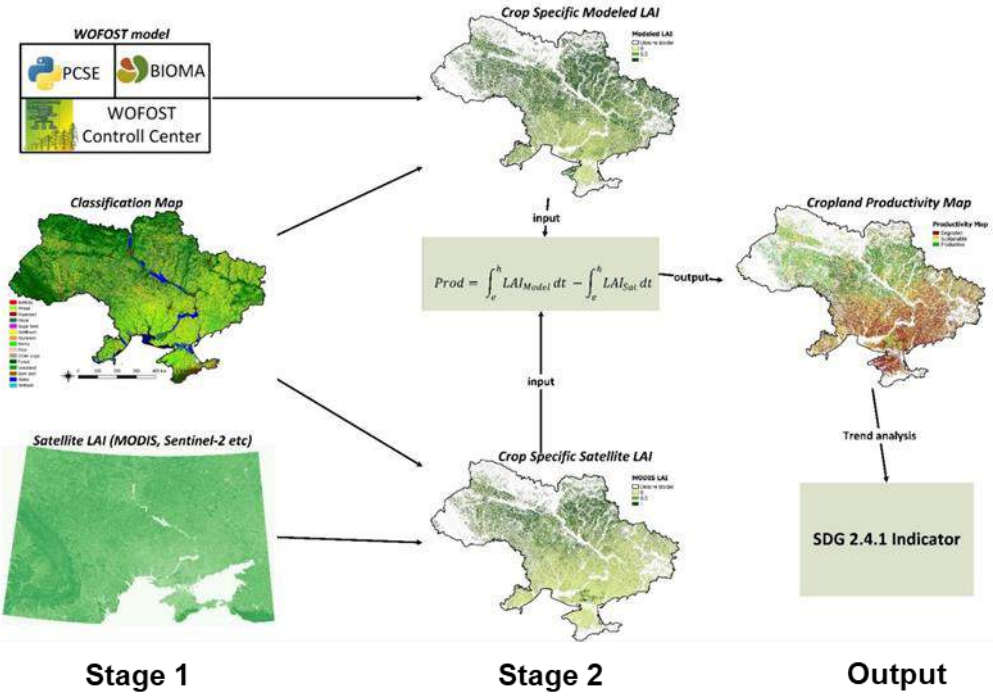

Рисунок 2.3 – Схема вимірювання індикатора 2.4.1 на основі методу з використанням біофізичного моделювання

2.1.3 Висновки щодо обчислення індикаторів 2.4.1 та 15.3.1

Нова методологія оцінки деградації землі буде враховувати продуктивність сільськогосподарських земель та ознаки деградації лісів, отримані за допомогою використання супутникових даних та біофізичного моделювання. Новизна методу буде визначатись використанням сучасних нейромережевих методів, що забезпечать побудову більш точних карт класифікації, врахуванням сівозміни (дослідженням часових рядів вегетаційних індексів, потенційного стану культур при основних стадіях розвитку при сталих профайлах ґрунтів).

Методологія обчислення індикатора продуктивності землі для сільськогосподарських земель буде покращено за рахунок врахування як зміни індексу вегетації, так і типу вирощуваної культури. Важливою модифікацією для виявлення деградації у екосистемах лісу буде імплементація сучасних методів детектування зникнення лісу та погіршення біофізичних показників вегетації, що базуються на методах детектування змін між знімками (change detection) [63], або на аналізі часового ряду вегетаційних індексів і знаходження різкої зміни тренду (breakpoints detection) [64]. На наступних етапах проєкту будуть використані сучасні підходи до класифікації лісів для збільшення точності вимірювання індикаторів деградації лісів та виявлення зміни земного покрову.

Розвиток методології обчислення індикаторів сталого розвитку 2.4.1 та 15.3.1 на основі описаних вище модифікацій дасть можливість усунути недоліки існуючих методів та збільшити точність виявлення деградації землі, що будуть використані для прийняття рішень в аграрному секторі та протидії опустелюванню землі. Ці модифікації покращать також результат обчислення індикатору 15.1.1.

2.2 Завантаження та попередня обробка супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2

Місія Sentinel-1, що включає супутники Sentinel-1A та Sentinel-2B, була спеціально розроблена для систематичного та регулярного отримання радарних даних кожні 6 днів. Ці дані використовуються для спостереження за морським середовищем, включаючи виявлення розливів нафти та моніторинг льодового покриву, нагляд за морським транспортом, картографування земного покриву, виявлення стихійних лих та ін. Кожен з супутників Sentinel-1 оснащений радіолокаційним приладом SAR. Дані SAR можуть бути

використані для класифікації земного покрову як основне або додаткове джерело інформації. Основною перевагою цих даних є те, що вони не чутливі до погодних умов в атмосфері і можуть отримувати інформацію про стан земної поверхні через хмари або дим.

Для надання даних як з високим, так і середнім розрізненням система SAR має різні операційні режими роботи, які оптимізують або просторове розрізнення або ширину смуги, яку охоплює супутник.

Продукти Sentinel-1 L1 GRD рівня складаються зі сфокусованих даних SAR, які було спроєктовано на землю за допомогою еліпсоїдної моделі. Процес попередньої обробки даних Sentinel-1 призначений для зменшення поширення помилок при подальшій роботі з ними. Основна частина попередньої обробки полягає в корекції координат та швидкості супутника, зменшення шуму та компенсації спотворень геометрії знімка за допомогою корекції рельєфу та фільтрації. Далі виконується конвертація даних в децибели та об’єднання каналів VV та VH з подальшим збереженням у форматі GeoTIFF. Однак максимальна точність та якість продуктів класифікації може бути досягнена лише при поєднані радіолокаційних знімків з багатоканальними оптичними зображеннями.

Оптичний супутник Sentinel-2 призначений для моніторингу сільськогосподарських земель та лісів. Місія Sentinel-2 - це об'єднання двох полярних орбітальних супутників Sentinel-2A та Sentinel-2B, кожен із яких оснащений оптичним датчиком MSI (Multi-Spectral Instrument). Sentinel-2 дозволяє отримувати дані кожні 5 днів.

Для того щоб забезпечити найвищу якість та зменшити кількість помилок при роботі з оптичними даними Sentinel-2, необхідно провести атмосферну та радіометричну корекцію. Одним із головних способів проведення корекції є використання Sen2Cor. Основною метою Sen2Cor є

корекція помилок в даних, спричинених верхніми шарами атмосфери. На виході Sen2Cor дані L2 рівня в просторовому розрізненні 60м, 20м та 10м. Sen2Cor складається з п’яти модулів, що забезпечують зчитування та обробку даних, налаштування параметрів конфігурації, а також конвертацію продуктів у визначений формат. Наразі існує два способи запуску Sen2Cor, або з SNAP Toolbox або через командний рядок. Користувач може обрати необхідне просторове розрізнення, налаштувати файл конфігурації та запустити дані на обробку.

В межах проєкту НФДУ завантажено дані Sentinel-1,2 для території України та проведена їх попередня обробка за 2017-2021 рр. Окрім того, використовуючи канали червоного та близько інфрачервоного спектрів, для кожної сцени (гранули) було розраховано Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) на основі даних Sentinel-2, що має розмір 100х100 км^2.

Використання вегетаційних індексів NDVI із 10м просторовим розрізненням забезпечить більш точний підрахунок індикаторів для виявлення тенденцій деградації земель у порівнянні із існуючими глобальними вегетаційними даними MODIS, Proba-V та ін.

2.3 Збір наземних даних щодо типів земного покриву

2.3.1 Гармонізація наземних даних для класифікації земного покриву

Для побудови карт класифікації земного покрову необхідно мати не лише супутникові дані, але і наземні. Вони необхідні для визначення еталонних значень класу на карті. Сучасні підходи для збору наземних даних розробляються міжнародною спільнотою за участю Інституту космічних досліджень НАНУ-ДКАУ(ІКД НАНУ-ДКАУ) [67]. Фахівці ІКД НАНУ-ДКАУ

протягом кількох років в різних проєктах збирали наземні дані для побудови карт класифікації. Приклад маршруту збору даних наведено на рис. 2.4.

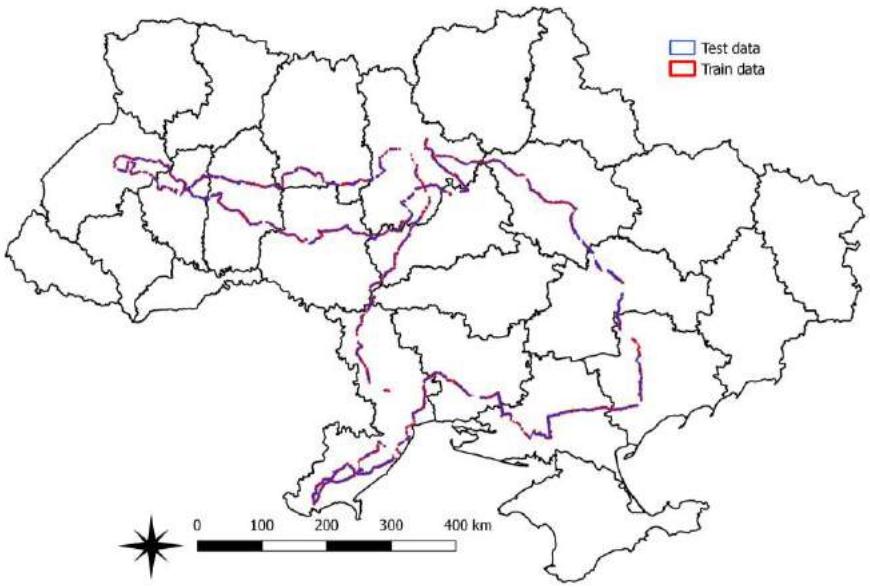

Рисунок 2.4 – Навчальні та тестові дані для побудови карти класифікації по території України, 2020

Наземні дані, що були зібрані Інститутом космічних досліджень в межах інших проєктів, впорядковані, гармонізовані і будуть використані для визначення продуктивності сільськогосподарських земель. Сформовано геопросторовий проєкт із гармонізованими даними.

2.3.2 Індекс листяної поверхні LAI

Моніторинг індексу листяної поверхні (LAI) дає можливість оцінити продуктивність рослинного покриву. Ця змінна ідентифікує кількість листяного матеріалу в екосистемах і контролює зв'язок між біосферою і атмосферою за допомогою різних процесів [68].

LAI – це один з найпоширеніших показників, визначається співвідношенням площі листяної поверхні рослин до площі, на якій вони зростають (вимірюється в ум. одиницях – м2/м2) [69].

У глобальному масштабі LAI дуже мінливий [70]. Деякі пустельні екосистеми мають індекс площі листків менше 1, тоді як найгустіші тропічні ліси можуть мати LAI до 9. Ліси та чагарники середньої широти зазвичай мають значення LAI від 3 до 6.

Залежно від сезону, значення LAI для різних типів земного покриву чи типу сільськогосподарських культур може змінюватися. Наприклад, від посіву до дозрівання LAI кукурудзи може варіюватися від 0 до 6. Очевидно, що LAI є корисним показником для опису як просторових, так і часових моделей зростання і продуктивності рослинного покриву.

Існують прямі та непрямі способи виміру індексу листяної поверхні. До прямих відносять методи безпосереднього виміру площі кожного листа. Сучасне обладнання зробило цей процес більш ефективним, але він все ще трудомісткий та під час вимірів існує ймовірність пошкодження сільськогосподарсього поля (якщо виміри проводяться саме для сільськогосподарських полів).

До непрямих методів відносяться алгоритми вимірювання, які дають можливість зробити висновок про LAI на основі другорядних вимірювань, таких як кількість світла, яке проходить через крону або відбивається кроною. Такий підхід дозволяє економити час та, що є найголовнішим, уникнути руйнування досліджуваних екосистем [69].

В [71] проведено аналіз методів оцінки польових вимірювань LAI за даними дистанційного зондування. В роботі висвітлено основні методи перевірки продукту та його невизначеності, наведено приклади застосування LAI у глобальних дослідженнях. Окрім огляду методу часового компонування для покращення оцінки LAI та перевірки продуктів індексу, що мають середнє

просторове розрізнення, в роботі розкрита методологія використання LAI для моделювання поверхні землі, зокрема, для досліджень в області сільського господарства.

Таким чином, найкращого способу вимірювання LAI не існує, оскільки прямі методи є руйнівними для екосистеми, а непрямі - неточними. Кожен метод має свої переваги та недоліки. Тому вибір методу залежить від цілей дослідження.

В даному проєкті будуть використані дані наземних вимірювань LAI, зібрані Інститутом космічних досліджень НАНУ-ДКАУ в попередні роки в міжнародних проєктах Sen2Agri, SENSAGRI, SIGMA. Наземні спостереження проводились за протоколом Validation of LAnd European Remote sensing Instruments (VALERI) [72] у відповідності до Європейських методик, стандартів CEOS Cal/Val та комітету GEO. В даному проєкті вони векторизовані та гармонізовані, представлені у вигляді геопросторового проєкту QGIS спільно з іншими геопросторовими даними. В 2021 році також передбачається збір наземних даних LAI відповідно до протоколу VALERI.

У хмарному сховщі Amazon за посиланням s3://nfdulanddegradation/project_data/LAI_samples/ розміщені дані наземних вимірювань LAI в межах проєкту SenSagri за 10 різних дат у 2018 р., а також звіти із визначеним значенням LAI для кожної точки.

2.4 Збір даних щодо лісових ресурсів України на основі фотоінтерпретації

В даному проєкті буде розроблятися новий метод оцінювання деградації лісів з використанням алгоритмів класифікації супутникових даних, для обчислення індикаторів 15.1.1 та 15.3.1. На відміну від традиційних підходів, що базуються на методах детектування змін між знімками (change detection)

або на аналізі часового ряду вегетаційних індексів та знаходження різкої зміни тренду (breakpoints detection), розроблюваний метод буде оснований на основі математичних методів глибинного навчання з використанням рекурентних нейронних мереж Long-Short Term Memory до часових рядів вегетаційних індексів

При розробці методу детектування зникнення та деградації лісу на основі часових рядів даних супутників Sentinel-1, -2 буде враховано тип земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель. Для цього проводиться збір даних щодо лісових ресурсів України на основі фотоінтерпретації. В якості досліджуваної території, обрано Київську та Львівську області. Ці області мають великі площі лісів та знаходяться у різних кліматичних зонах.

Для досліджуваних територій використовувався супутниковий продукт S2MSI2A супутника Sentinel-2. Для часткової автоматизації процесу збору даних про вирубки, підраховано вегетаційні індекси NDVI для побудови вибірки по фотоінтерпретації знімків із хмарністю меншою за 10%. Загалом було використано 16 зображень у часовому інтервалі від 11.06.19 до 22.11.20.

У проєкті застосовано два підходи побудови розмітки для алгоритмів виявлення зміни земного покрову у лісі. Перший підхід полягає у використанні безхмарного композиту з супутникових знімків та розмітки за фотоінтерпретацією всіх зон, де візуально видно зниклі ділянки лісу, без прив’язки до часу, коли ця зміна відбулася. Більшість з цих змін мають форми чотирикутників і є вирубками лісу. На рис. 2.5 наведено приклад такої розмітки. Вона має текстурну інформацію, притаманну для змін земного покрову, й може бути використана разом з різними згортковими архітектурами нейронних мереж для подальшого виявлення ділянок зникнення лісу.

Колекція геопросторових векторів сформованих за даним методом знаходяться у хмарному сховищі Amazon AWS S3 за посиланням

“s3://nfdulanddegradation/project_data/deforestation_samples/Method1/”.
Векторні файли сформовані за даним методом мають два атрибути:
“id” - числовий ідентифікатор полігона
“r_date” - дата знімку взятого для фотоітерпритації

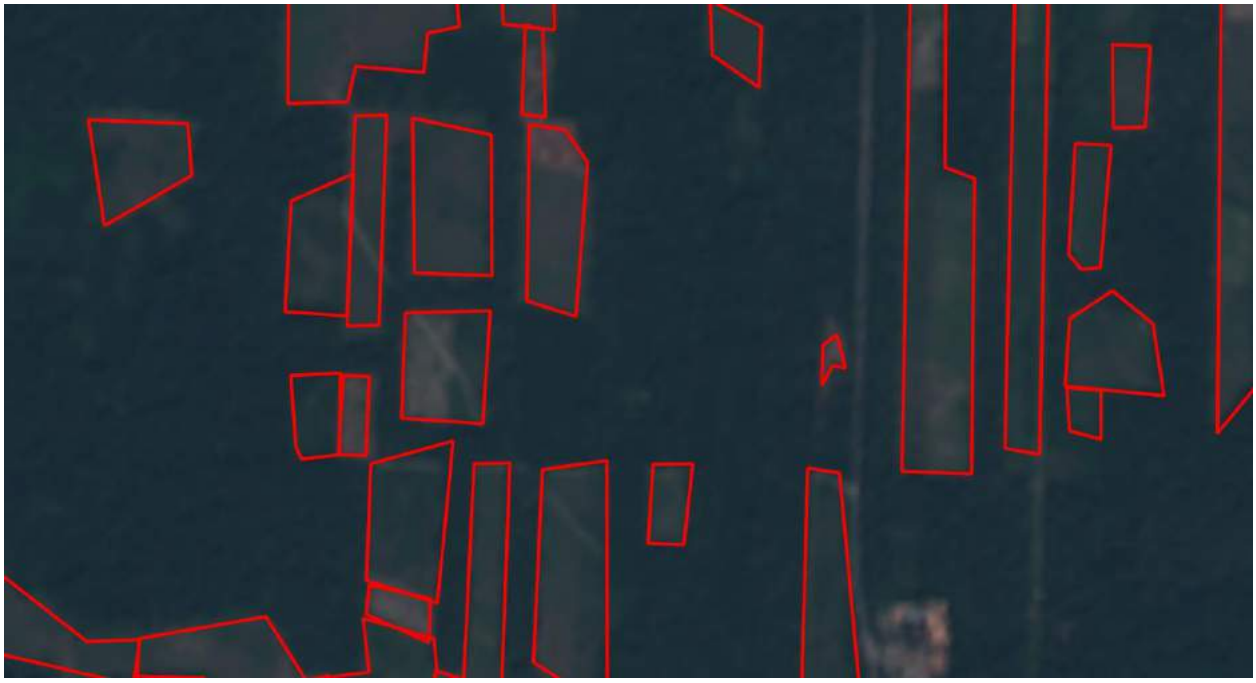

Рисунок 2.5 – Розмітка зниклих ділянок лісового покрову

Другий підхід полягає у розмітці зон зникнення лісу із прив’язкою до часових періодів його зникнення. Для його реалізації аналізується часовий ряд знімків, між якими розраховується різниця, і, відповідно виявленим змінам, ставляться у відповідність дати, за які ці зміни виявлені. Часткова автоматизація процесу виявлення зникнення лісу за допомогою фотоінтерпретації та описаного підходу, полягає у підрахунку різниці значень NDVI для знімків за визначений часовий період. Велика різниця між двома близькими датами у контексті вегетаційного сезону означає або зникнення лісу, або появу артефактів на знімках, наприклад хмар або димок. Даний підхід дає можливість використовувати більш складні моделі глибинного навчання,

які використовують не текстурну, а мультиспектральну інформацію зникнення лісу, або комбінуючи їх. Також цей підхід можна використовувати для виявлення інших типів деградації лісу, не пов'язаних зі зміною земного покрову. Така деградація може виникати через зміни в екосистемі лісу, такі як: зміни у водному балансі, кількості шкідників, клімат та ін. Для виявлення вказаних змін використовують багаторічний часовий ряд супутникових знімків та індексів вегетації NDVI. Таким чином, розраховуються зміни, що відбуваються протягом декількох років.

На рис. 2.6 видно результат обробки зображення лісового масиву, маркованого червоним полігоном — список щомісячних shape-файлів (вирубки розфарбовані відповідно до дати їх появи). Надалі зміст кожного з shape-файлів цього списку буде поповнюватись при обробці нових ділянок обраної території дослідження. Наприклад, за період з 30.08.19 по 11.09.19 на всій території одного знімку у Львівській області з'явилось 23 ділянки зникнення лісу. В таблиці атрибутів присутня додаткова інформація: код полігону, початкова та кінцева дати фіксації зникнення лісу.

Колекція геопросторових векторів сформованих за даним методом знаходяться у хмарному сховищі Amazon AWS S3 за посиланням "s3://nfdulanddegradation/project_data/deforestation_samples/Method2/".

Векторні файли сформовані за даним методом мають три атрибути:

1 "id" - числовий ідентифікатор полігона
2 "s_date" - дата першого знімку взятого для фотоінтерпритації, для якого у даному полігоні немає ознак зникнення лісу
3 "e_date" - дата другого знімку взятого для фотоінтерпритації, для якого у даному полігоні присутні ознаки зникнення лісу

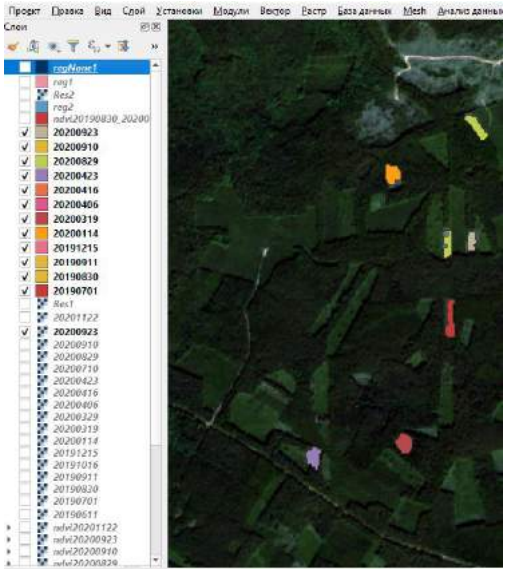

Рисунок 2.6 – Маркування зникнення лісу відповідно до дати супутникового знімку

2.5 Створення бази даних ґрунтів України на основі класифікації FAO

За картою класифікації ґрунтів, створеною 1969 року Українським науково-дослідницьким інститутом ґрунтоведення та агрохімії ім. О.Н. Соколовського та Союзом з вивчення виробничих сил УССР АН УССР, землі України за своїм складом поділяються на 20 типів. Загальна кількість класів становить 40 [73]. У 2016 році карта класифікації ґрунтів була оновлена та представлена тим самим інститутом. На цій карті ґрунти України так само поділяються на 40 основних класів. Ці карти стали активно використовувати у наукових дослідженнях та для прогнозування врожайності культур в Україні. Зокрема цю карту активно використовує Український гідрометеорологічний інститут [74]. Методичну і технологічну адаптацію системи CGMS (Crop Growth Monitoring System), в якій важливими вхідними показниками є профілі ґрунтів та профілі рослин, описано за посиланням [16]. Ця система є найбільш відомим засобом моніторингу умов росту і розвитку сільськогосподарських культур та використовується для прогнозування їх врожайності.

В роботі [75] описано роль українських чорноземів як чинника глобальної продовольчої безпеки та стійкості сільськогосподарського виробництва. Проведені дослідження свідчать про те, що Україна відіграє стратегічну роль на світовому продовольчому ринку та забезпеченні глобальної продовольчої безпеки, і основним показником є запаси гумусу (Stocks of humus - SOC).

Перше видання Національної цифрової растрової карти SOC України для шару ґрунту 0-30 см із просторовим розрізненням 1х1 км відбулось 2017 року за ініціативи Глобального ґрунтового партнерства (ГГП) та підтримки Продовольчої і сільськогосподарської організації ООН (FAO). В [76] детально описано методику збирання та обробки даних, моделювання розподілу SOC виконано з використанням методу Random Forest. Дані були зібрані з 16 дослідних і наукових установ [77]. Екологічні складові, які використано для просторового моделювання, охоплювали більшість показників, що впливають на розподіл вуглецю: тип ґрунту, материнська порода, рельєф, клімат, біомаса і тип землекористування.

У 2019 році вийшла стаття [78], де також висвітлено основну методологію побудови цифрової карти запасів органічного вуглецю в ґрунтах України, яка була розроблена відповідно до специфікацій Глобального ґрунтового партнерства Продовольчої та сільськогосподарської організації ООН (FAO) та інтегрована до Глобальної карти органічного вуглецю FAO (GSOCmap). Створена національна цифрова карта запасів вуглецю в ґрунтах України може бути використана як основа для подальшого моніторингу запасів органічного вуглецю.

Ця карта є одним із інструментів досягнення Цілі Сталого Розвитку 15: «Захист та відновлення екосистем суші та сприяння їх раціональному використанню, раціональне лісокористування, боротьба з опустелюванням,

припинення і повернення назад (розвертання) процесу деградації земель та зупинка процесу втрати біорізноманіття» за підтримки FAO.

У даний час Глобальна карта ґрунтового органічного вуглецю (GSOC Map) продовжує удосконалюватися: уточняється методологія, оновлюються і поповнюються ґрунтові дані, планується підвищення просторового розрізнення до 250 х 250 м, та у подальшому до 100 х 100 м.

Україну як одну із країн-учасників UNCCD було запрошено сформулювати добровільні цілі для досягнення нейтралітету деградації земель (LDN). Національний План дій щодо боротьби з деградацією земель та опустелюванням від 30.03.2016 року забезпечує діяльність, пов'язану із забезпеченням збільшення запасів LDN та SOC, зокрема прописано пункт, що передбачає розробку технологій збалансованого використання, захисту та відновлення земель та ґрунтів, запобігання їх деградації. Для реалізації стратегії LDN передбачається створення відкритої бази даних технологій та найкращих практик збереження ґрунту, а також вдосконалення системи моніторингу земель та ґрунтів.

Приблизним еквівалентом бази FAO є Світова довідкова база, де наведено інші класифікації ґрунтів, використовуваних в більшості документів, що стосуються України (Українські ґрунти [79]). Для приведення відповідності доцільно використовувати базу даних «Ukrainian soil properties» [80], яка містить в собі 25 цифрових полів із атрибутами класифікації для визначення місця ґрунту (профілю) в Українській класифікації, зокрема і Клас текстури ґрунту (класифікація USDA/FAO).

Великі дані про типи ґрунтів, структуру, просторове розрізнення та біогеохімію має ORNL DAAC [81]. Ґрунти є головним резервуаром у світовому вуглецевому кругообігу, зберігаючи приблизно втричі більше вуглецю, що міститься в атмосфері.

Набір векторних даних [82], що базується на карті класифікації Ґрунту світу FAO-UNESCO є оцифрованою картою ґрунтів на рівні всієї планети, масштаб 1: 5.000.000, знаходиться в географічній проекції (широта - довгота), перетинається з об'єктами, пов'язаними з водою (узбережжя, озера, льодовики та річки). Було виконано перетин цифрового ґрунту (за винятком континенту Африки) з картою кордонів країн від Всесвітнього банку даних. Дані, що знаходяться на цьому ресурсі є гармонізованими та готовими до використання.

Ще одним джерелом отримання актуальної інформації щодо профайлів ґрунтів є база даних профілю ґрунтів WoSIS [83]. Всесвітня служба інформації про ґрунт (WoSIS) має на меті надавати користувачеві вибір стандартних / гармонізованих даних про профілі ґрунтів. Ці дані, з врахуванням оцінки якості, можуть бути використані для забезпечення цифрового картографування ґрунту та цілого ряду глобальних оцінок. WoSIS є важливим складовим елементом розвитку інфраструктури даних ISRIC, яка доступна для пошуку.

Векторний шар у форматі .shp-файлу карти ґрунтів України, уніфікований з Європейською базою ґрунтів FAO знаходиться за посиланням на хмарному сховищі Amazon s3://nfdulanddegradation/project_data/ soil_profiles/soil_map/.

2.6 Створення профайлів ґрунтів на основі карти класів ґрунтів Держгеокадастру та бази характеристик ґрунтів FAO

На Публічній кадастровій карті України [85] знаходиться велика кількість різних геоінформаційних продуктів, зокрема й карта ґрунтів України (рис. 2.7). Цей шар було створено шляхом векторизації карти ґрунтів України М 1:200 000 у рамках виконання бюджетної програми 2012 року щодо створення автоматизованої системи Державного земельного кадастру. Шар не

містить відомостей Державного земельного кадастру і має інформаційний характер щодо ґрунтового покриву України. Ця карта налічує близько 1200 різних ґрунтів (з урахуванням відсоткового співвідношення того чи іншого ґрунту), з яких 194 ґрунти вважаються мажоритарними. Глобальна карта класифікації ґрунтів FAO [82] для території України представлена на рис. 2.8.

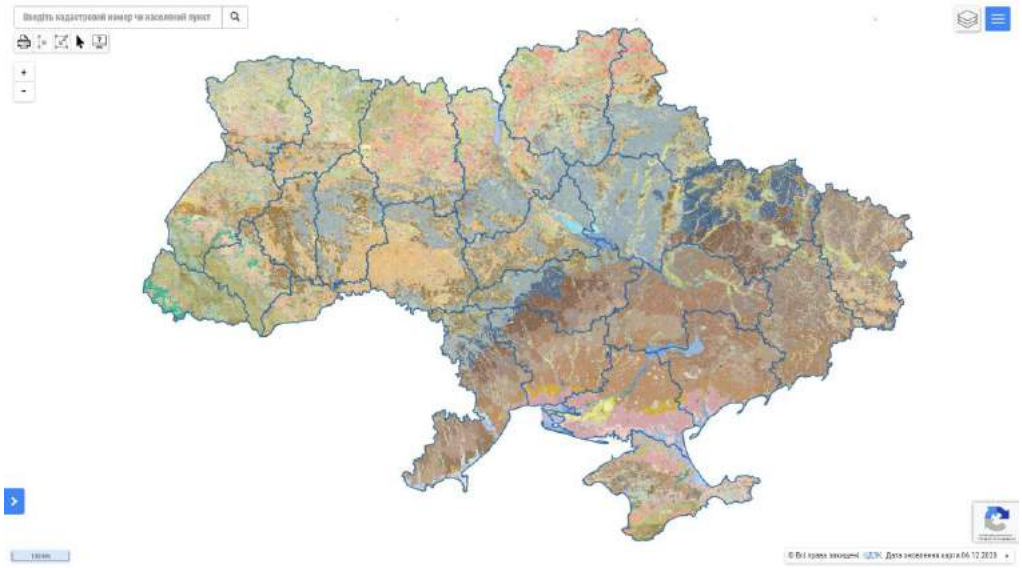

Рисунок 2.7 – Карта ґрунтів на Публічній кадастровій карті України

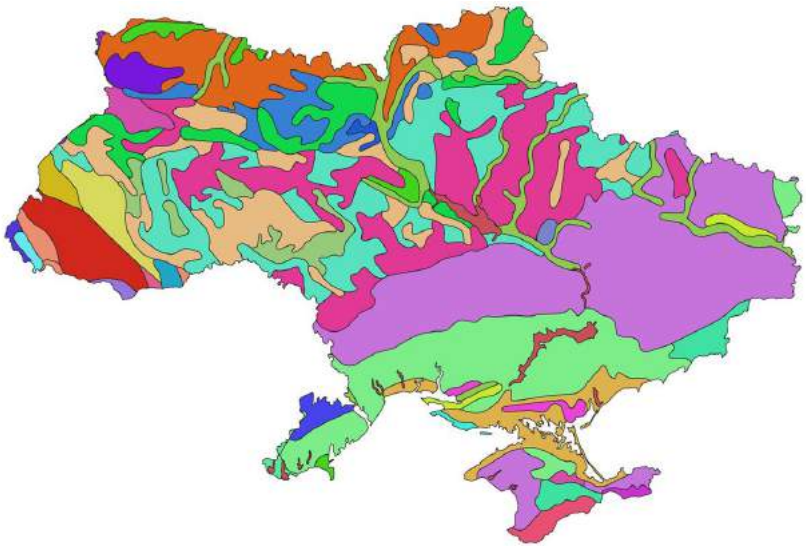

Рисунок 2.8 – Глобальна карта ґрунтів для території України за класифікацією FAO

Навіть візуально порівнявши глобальну карту класифікації ґрунтів та карту ґрунтів, яка представлена на Публічній кадастровій карті України можна зробити висновок про рівень деталізації карт ґрунтів (мається на увазі точність контурів того чи іншого ґрунту). Проте наведене різноманіття ґрунтів на карті Держгеокадастру унеможливлює ідентифікацію параметрів (профілів), які потрібні для аналізу ґрунту та впливу цих показників на урожайність культур, наприклад. Тому було прийняте рішення в межах проєкту в якості векторних контурів використовувати карту ґрунтів з Держгеокадастру, а параметри основних ґрунтів – з бази даних профілів ґрунтів FAO. Для цього постала задача зведення карти ґрунтів з Держгеокадастру до 40 мажоритарних класів, які зазвичай раніше використовувались на картах ґрунтів України. Для зведення використовувалось 194 мажоритарних класів ґрунту з Публічної кадастрової карти, до кожного з яких було назначено один з 40 типів ґрунтів України за даними Інституту ґрунтознавства. Результуюча карта ґрунтів представлена на рис. 2.9.

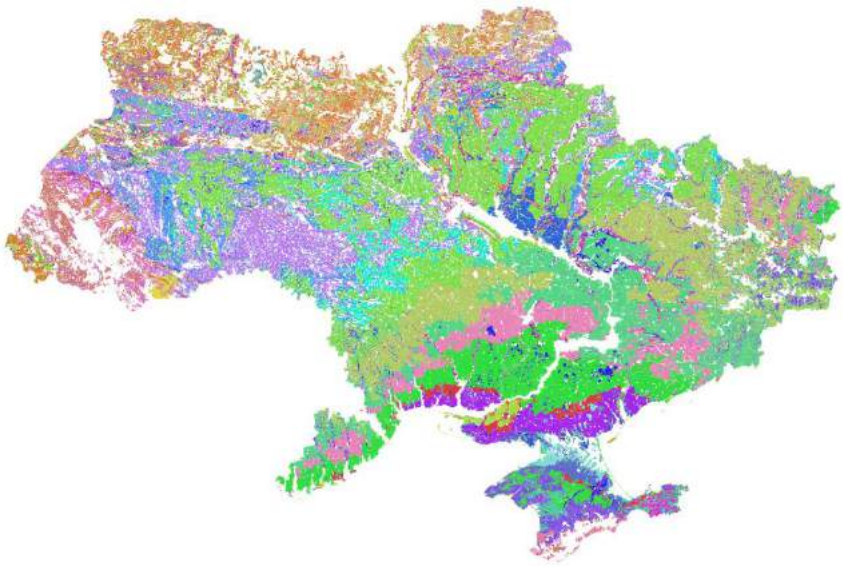

Рисунок 2.9 – Результуюча карта ґрунтів України (класи ґрунтів з Держгеокадастру зведені до класів ґрунтів Інституту ґрунтознавства)

Наступним кроком аналізу впливу ґрунту на врожайність або інші показники, які є залежними від типу ґрунту, є побудова профайлів ґрунтів. Одним із найважливіших завдань, в якому необхідно мати профайли ґрунтів – є прогнозування врожайності. В Україні та у світі для цієї задачі використовують систему CGMS (Crop Growth Monitoring System) [16], в якій профілі ґрунту та сільськогосподарських рослин будуть використовуватися як вхідні параметри у моделі прогнозу.

У табл. 2.1 наведені параметри, які необхідні для створення профайлу ґрунту.

Таблиця 2.1 – Необхідні параметри для створення профайлу ґрунту

Параметри	**Інтервал зміни параметру, одиниці вимірювання**	**Опис**
Утримання ґрунтової води (soil water retention)		
SMW soil moisture content at wilting point	[0.01..0.35], %	вологість ґрунту в той час, коли листя рослини, яка росте в цьому ґрунті, зазнає зниження вологості внаслідок нестачі вологи з ґрунту
SMFCF soil moisture content at field capacity	[0.05..0.74], %	кількість вологості в ґрунті, коли надлишок води змивається
SM0 soil moisture content at saturation	[0.3..0.9], %	максимальна кількість води (у %), яку може зберігати ґрунт
CRAIRC critical soil air content for aeration	[0.04..0.1], %	коли вміст води в ґрунті (у %) стає занадто високим, оскільки надлишок води витісняє повітря ґрунту
Параметри просочування (percolation parameters)		
K0 hydraulic conductivity of saturated soil	[0.1..100], см/день	швидкість, з якою вода може переміщатися по ґрунту
SOPE maximum percolation rate root zone	[0.1..100], см/день	максимальна швидкість протікання води через кореневу систему

KSUB maximum percolation rate subsoil	[0.1..100], см/день	максимальна швидкість (у см/день) протікання води через підґрунтя
Параметри оброблюваності ґрунту (soil workability parameters)		
SPADS 1st topsoil seepage parameter deep seedbed	[0.02..0.8]	параметр просочування 1 поверхневого ґрунту при глибокому посіві
SPODS 2nd topsoil seepage parameter deep seedbed	[0.02..0.04]	параметр просочування 2 поверхневого ґрунту при глибокому посіві
SPASS 1st topsoil seepage parameter shallow seedbed	[0.05..0.9]	параметр просочування 1 поверхневого ґрунту при неглибокому посіві
SPOSS 2nd topsoil seepage parameter shallow seedbed	[0.03..0.07]	параметр просочування 2 поверхневого ґрунту при неглибокому посіві
DEFLIM required moisture deficit deep seedbed	[-0.3..0]	необхідна волога перед глибоким посівом
RDMSOL maximum rooting depth allowed by soil	[10..150], см	максимальна глибина вкорінення, дозволена ґрунтом

Оскільки тепер необхідно визначити вищезазначені параметри для ґрунтів Інституту ґрунтознавства, виникає задача їх співставлення із номенклатурою ґрунтів FAO. Після співставлення, для кожного типу ґрунту за базою даних ґрунтів [86] визначаємо фізичні показники утримування води в ґрунті. Для цього у базі даних для ґрунтів за класифікацією FAO обираємо за скороченою назвою ґрунту його номер у таблиці *SOIL_TYPOLOGIC_UNIT_CGMS_2_3*, та за цим номером у таблиці *SOIL_PHYSICAL_GROUP_CGMS_2_3* визначаємо відповідні показники:

- *SOIL_MOISTURE_CONTENT_SAT* – параметр SM0 [cm3/cm3]
- *SOIL_MOISTURE_CONTENT_WP* – параметр SMW [cm3/cm3]
- *SOIL_MOISTURE_CONTENT_FC* – параметр SMFCF [cm3/cm3]

Сформовані профайли для кожного з типів ґрунтів знаходяться за посиланням на хмарному сховищі у текстовому форматі s3://nfdulanddegradation/project_data/soil_profiles/soil_profiles/SRI_soil_profiles.

2.7 Формування профайлів мажоритарних сільськогосподарських культур

Профайли сільськогосподарських культур є необхідним набором даних для запуску біофізичних моделей CGMS та WOFOST. Ці профайли є набором біофізичних характеристик, визначених для кожного окремого класу сільськогосподарських культур, що характеризують розвиток рослини під час моделювання. У даному проєкті за основу взято профайли сільськогосподарських культур, створені в Centre for Agrobiological Research у 1997-ому році, для симуляції розвитку культур та врожаю на основі агрокліматичних даних та профайли, створені в Wageningen University and Research Centre у 2017-ому році. Дані профайли відкалібровані для використання в WOFOST для Європейських країн, тому є найкращою основою для профайлів сільськогосподарських культур, що можуть бути використані для України. Кожен клас сільськогосподарських культур характеризується 12 групами показників.

Наступною групою параметрів є фенологічні характеристики рослини, які описують залежність швидкості розвитку та стадії розвитку рослин в залежності від ефективних температур та тривалості сонячного дня.

Третьою групою параметрів є ініційовані показники біомаси та LAI для біофізичного моделювання розвитку рослини.

Четвертою групою показників є характеристики листків рослини. Ці показники особливо важливі, оскільки на їх основі йде обрахунок показнику LAI, що використовується для виявлення деградації землі.

П’ята група показників описує характеристики поглинання рослинною сонячної енергії або CO_2.

Шоста група показників характеризує ефективність перетворення асимілятів в біомасу. Дані показники також є визначеними для кожного класу сільськогосподарських культур.

Сьома група показників характеризує відносне утримання газів рослиною та кожним окремим її органом. Ці показники є визначеними для кожного класу сільськогосподарських рослин.

Восьма група параметрів характеризує розподіл загальної сухої речовини (DM) у рослині. Всі ці параметри є складними функціями від DVS, які описуються від трьох до дванадцяти точками у кг/кг одиницях.

Дев'ята група параметрів характеризує смертність живих зон рослини від навколишніх умов. Дані показники є підібраними для кожного класу сільськогосподарських культур окремо, але також можуть варіюватися від сорту рослини в залежності від погодних умов, до яких пристосована рослина.

Десята група параметрів характеризує використання води рослиною. Ці параметри сильно пов'язані з характеристикою профайлів ґрунту та моделюванням водного балансу в ґрунті.

Одинадцята група параметрів характеризує розмір кореня та його розвиток для кожного класу сільськогосподарських рослин.

Дванадцята група параметрів характеризує максимальну та мінімальну концентрацію поживних речовин N, P та K у органах зберігання та вегетуючих органах рослини. Ця група містить 12 параметрів які є максимальними та мінімальними концентраціями для цих 2-ох типів органів та 3-ох типів поживних речовин, а також2 показники, які характеризують максимальну кількість вегетуючих органів рослини та частку N-поглинання від біологічної фіксації.

Профайли сільськогосподарських культур зберігаються у старому форматі CAB файлів, що підтримується Wofofst Controll Centre та PCSE-бібліотекою Python для біофізичного моделювання, а також Yaml форматі, що

підтримується бібліотекою PCSE. Основними параметрами, які мають бути відкаліброваними для нової місцевості при перенесені профайлу сільськогосподарських культур, є параметри TSUM1, TSUM2 та TSUMEM. Калібрування відбувається за допомогою підбору цих параметрів на основі погодних даних та календарях росту культур , щоб модельне значення DVS відповідало значенням відповідних сум температур. Початкове значення температур, що записані у профайлах беруться як характерні температури для України, які ітеративно уточняються для кожної точки та року під час моделювання.

Сформовані профайли сільськогосподарських культур у CAB форматі знаходяться у хмарному сховищі AWS S3 за посиланням “s3://nfdulanddegradation/project_data/crop_profile/SRI_profiles_2020/”.

2.8 Маскування та відновлення хмар на знімках Sentinel-2

Як описано у підпунктах 1.1 та 1.2, невід’ємною складовою процесу моніторингу деградації землі та індикаторів сталого розвитку на основі супутникових даних є аналіз зміни вегетації за допомогою супутникових індексів. При цьому, будь-який аналіз, що проводиться на основі часових рядів оптичних супутникових даних, є чутливим до наявності хмар та тіней, які можуть бути на супутникових знімках. Ці проблеми можуть виражатися у просіданні графіків індексів вегетації та появі помилок першого роду при виявленні деградації землі та некоректній її числовій оцінці. Відновлення хмар полягає у використанні особливостей зміни мультиспектральних характеристик каналів супутникових знімків або інших супутникових індексів у часі та їх залежності одна від одної для отримання синтетичних показників у місцях з відсутніми даними через хмари, дим або інші артефакти. Основними є два підходи для вирішення даної задачі. Перший підхід є найбільш

розповсюджений та полягає у використанні сучасних підходів до вирішення задачі регресії. Тобто маючи часовий ряд мультиспектральних супутникових даних або вегетаційних індексів за декілька років, можливо відновити прогалини або спрогнозувати значення для поточної дати, опираючись на минулі значення та будуючи регресійну функцію. У такому випадку, мультиспектральні канали та вегетаційні індекси стають предикторами і дають можливість на їх основі отримати як і набір мультиспектральних каналів та індексів, так і один із каналів або індексів за визначену дату або дати. Другий підхід полягає у використанні підходів кластеризації для відновлення хмар. У такому випадку територію земної поверхні розбивають на велику кількість кластерів за мультиспектральними ознаками, і територіям, з відсутніми даними за певні дати, присвоюється значення пікселів із присутніми даними, що знаходяться в тому ж кластері, що і дані території. Найбільш перспективним серед цих двох методів є перший, оскільки на практиці його точність є найвищою. При цьому він найкраще підходить для підготовки супутникових даних для задачі класифікації. Основною проблемою другого методу є те, що присвоєння значення пікселів кластеру веде до зменшення при розв’язані задачі класифікації, і, в свою чергу, модель піддається проблемі перенавчання і має низьку точність.

Всі три методики вимірювання деградації землі, що описані у підрозділі 1.1.2, потребують великої кількості безхмарних знімків. Тому, в якості додаткового джерела даних, часто застосовують супутникові дані низького просторового розрізнення, що мають високе часове розрізнення. У даному проєкті буде використана гармонізована колекція супутникових знімків Sentinel-2 та Landsat-8, що мають часове розрізнення, близьке до колекцій з низьким просторовим розрізненням.

2.8.1 Методи виявлення та маскування хмар

Більшість методів виявлення та маскування хмар використовують температурні канали, оскільки хмари мають зазвичай меншу температуру, ніж земний покрив. Однак не всі супутники мають теплові канали, тому методи, що ґрунтуються на основі підрахунку температури земної поверхні, для них не є застосовними. З традиційними методами маскування хмар можна ознайомитись у статтях [88–89].

Основними супутниковими місіями, що використовуються для моніторингу деградації землі у цьому проєкті є Landsat-8 та Sentinel-2. У статті [90] проаналізовано найпопулярніші методи (Sen2Cor, MAJA [92], LaSRC, Fmask [93], Tmask), що використовуються для цих супутникових даних. У статті [91] розглянуто методи виявлення хмар та тіней з використанням підходу аналізу оцінювання морфологічних ознак для різних каналів супутникових знімків та інші підходи із застосуванням згорткових нейронних мереж та злиттям оптичних та радарних супутникових даних.

2.9 Створення каталогу даних по проєкту

В якості централізованого сховища даних, що були завантажені, оброблені та створені в межах виконання проєкту, прийняте рішення використовувати хмарні ресурси Amazon Web Services S3. Для цього було створено бакет за посиланням s3://nfdulanddegradation/, що відповідає короткій назві проєкту, та директорія, яка містить всі матеріали й дані проєкту s3://nfdulanddegradation/project_data/.

3 РОЗРОБКА МЕТОДОЛОГІЇ АНАЛІЗУ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЕЛЬ ЗА ДИСТАНЦІЙНИМИ ДАНИМИ (ЗМІНА ЗЕМНОГО ПОКРИВУ, ДЕГРАДАЦІЯ ЛІСІВ ЗА ЧАСОВИМИ РЯДАМИ ДАНИХ, ЗМІНА ПРОДУКТИВНОСТІ ЗЕМЕЛЬ, ЗОКРЕМА С/Г)

Сільське господарство є найважливішим сектором економіки України. Так, за даними Світового Банку за період з 2005 по 2012 р. його внесок у валовий внутрішній продукт країни становив у середньому 10% [95]. Тому задача моніторингу стану та продуктивності сільськогосподарських земель з точки зору ступеня їх деградації повинна розглядатись як високопріоритетна.

Іншим важливим аспектом екологічного моніторингу є стан лісів. Ліси складають близько 30% загальної площі планети, але, на жаль, з кожним роком ця частка постійно знижується. Приблизні підрахунки показують, що майже половина вирубок є незаконними [96]. За даними Global Forest Watch [97] Індонезія втратила 27,7 мільйона гектарів лісового покриву з 2001 по 2020 рр., причому 40% рубок були незаконними, а їх частина була пов'язана також з корупційними схемами. За оцінками Світового банку, кожні 2 секунди по всьому світу знищується ділянка лісу з площею, яка дорівнює футбольному полю, а незаконна вирубка приносить злочинцям близько 15 млрд. доларів на рік [98].

З огляду на важливість зазначених задач, на даний момент (2021 р.) існують різні методології оцінки деградації територій. Проте всі відомі методології зводяться до використання одного і того самого метода до всієї території, що представляє інтерес, без урахування типів земного покриву. А оскільки кожен тип земного покриву має свої особливості, актуальним напрямком науково-практичних досліджень може бути розробка комплексної методології, яка би враховувала зазначені особливості.

3.1 Удосконалення нейромережевої моделі класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур на основі супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2 шляхом додаткової фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель

Оскільки емпіричні задачі прикладної математики (до яких серед інших належать і задачі класифікації) не розв'язуються із стовідсотковою точністю за допомогою методів машинного навчання, це зумовлює наявність на результуючій карті класифікації шуму у вигляді невеликих помилково класифікованих ізольованих груп пікселів [99], [100]. Таким чином, виникає необхідність включення до загальної інформаційної технології класифікації додаткового кроку пост-обробки карт класифікації шляхом фільтрації неправильно класифікованих окремих пікселів або груп пікселів з метою підвищення загальної точності результуючої карти.

Для попіксельної фільтрації пропонується наступний комплексний підхід (рис. 3.1) [101].

Детектування меж на основі модифікованого алгоритму Собеля. Для задач попіксельної фільтрації карт класифікації необхідно визначити пікселі, які лежать на межі між різними класами. При цьому поняття «межа» визначається відповідно до [102] наступним чином: межею є множина пікселів, значення яких значно відрізняються від значень сусідніх пікселів.

Основною проблемою при визначенні меж на картах класифікації є той факт, що пікселі меж як правило є сумішшю пікселів різних класів (а не належать одному класу), що ускладнює відокремлення таких пікселів від шуму. Особливістю пікселів на межі між об'єктами від пікселів всередині об'єктів на карті класифікації є зміна значень пікселів з обох боків від межі. Тому, якщо поняття «межа» визначено так, як наведено вище, більшість із таких меж зникають після використання будь-якого стандартного локального

фільтру, навіть з невеликим розміром вікна, або невисоким порогом [103]. Ще однією особливістю карт класифікації є скінчена множина значень пікселів, що унеможливлює використання градієнтних процедур детектування меж. А оскільки стандартні процедури детектування меж (edge detection), такі як оператор Собеля [104] або детектор меж Canny [105], використовують локальні фільтри та градієнтні підходи, вони не є ефективними для фільтрації карт класифікації і потребують удосконалення.

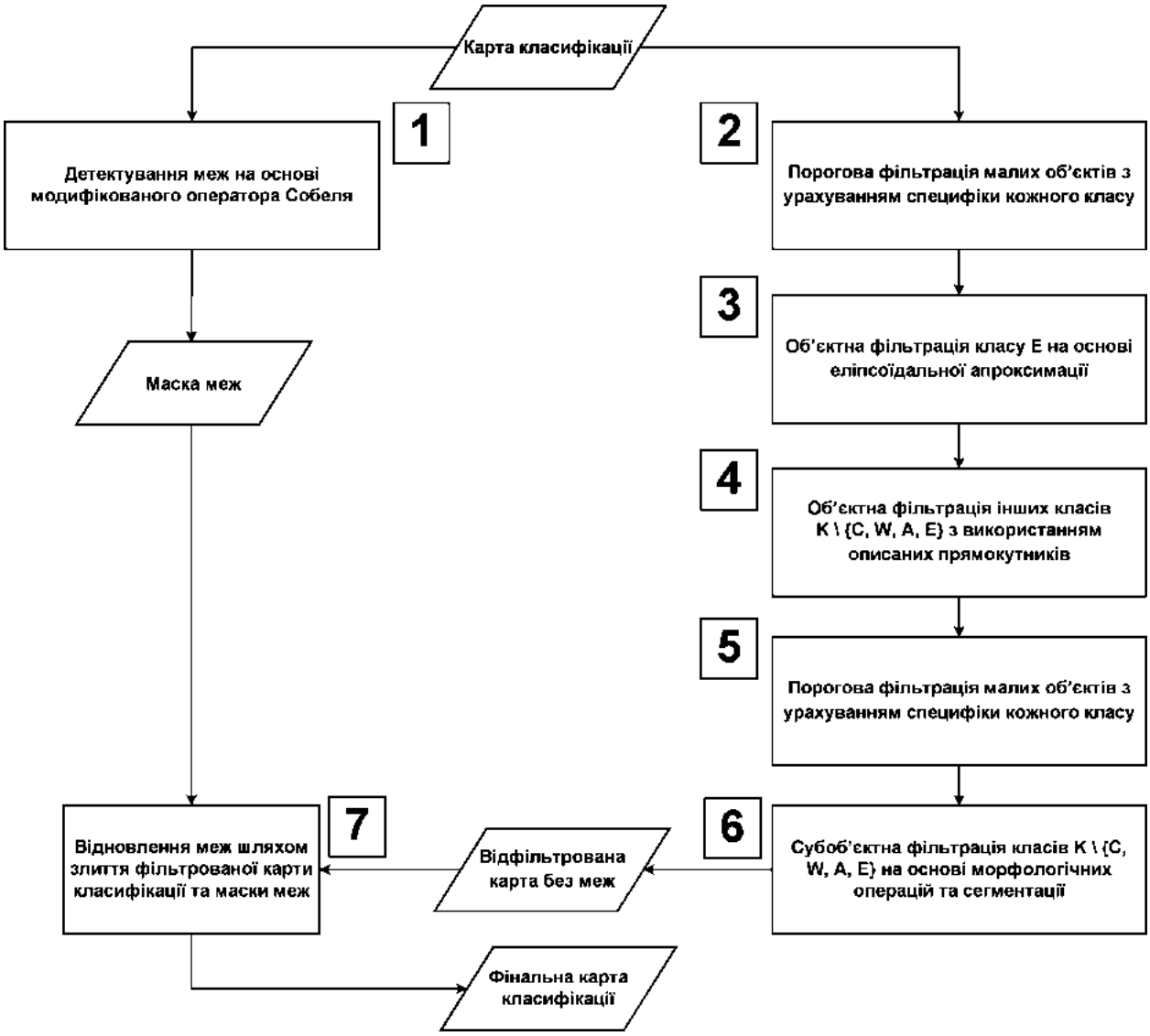

Рисунок 3.1 - Схема комплексного підходу до попіксельної фільтрації карти класифікації

З урахуванням вищенаведених особливостей карт класифікації, пропонується наступний алгоритм детектування меж.

Для обчислення градієнту яскравості зображення застосовується стандартний оператор Собеля:

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I, \; G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I,$$

де I – карта класифікації, а $*$ позначає двовимірну операцію згортки двох матриць.

Для визначення контурів об’єктів обчислюється модуль градієнту:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2},$$

де всі операції виконуються для кожного пікселя G.

Виконується бінарне перетворення зображення,

$$f_{edge}: I \to I_{edge},$$

$$f_{edge}(I(i,j)) = I_{edge}(i,j) = \begin{cases} 1, \text{якщо } G(i,j) > 0 \\ 0, \text{інакше} \end{cases},$$

тобто значення 1 присвоюються всім пікселям (i, j), яким відповідають додатні значення градієнту.

Для видалення хибно визначених меж, які оточують невірно класифіковані об’єкти малої площі, виконується наступне перетворення:

$$f^*_{edge}: I_{edge} \to I^*_{edge},$$

$$f^*_{edge}(I_{edge}(i,j)) = I^*_{edge}(i,j) = \begin{cases} 1, \text{якщо } I_{edge} * s < \dfrac{\left(n_s^1\right)^2}{2} \\ 0, \text{інакше} \end{cases},$$

суть якого полягає в тому, що значення 1 залишаються лише для тих пікселів, для яких квадрат s розміром $n_s^1 \times n_s^1$ з центром у даному пікселі містить не більше ніж половину додатних пікселів.

Для видалення коротких відрізків, які все ще помилково класифіковані як межі, послідовно виконується порогова фільтрація об’єктів з порогом T_{edge}, після чого виконується морфологічне закриття з квадратом зі стороною n_s^2 пікселів.

Приклад роботи запропонованого алгоритму наведено на рис. 3.2. Результатом роботи запропонованого алгоритму є бінарна маска меж між об’єктами.

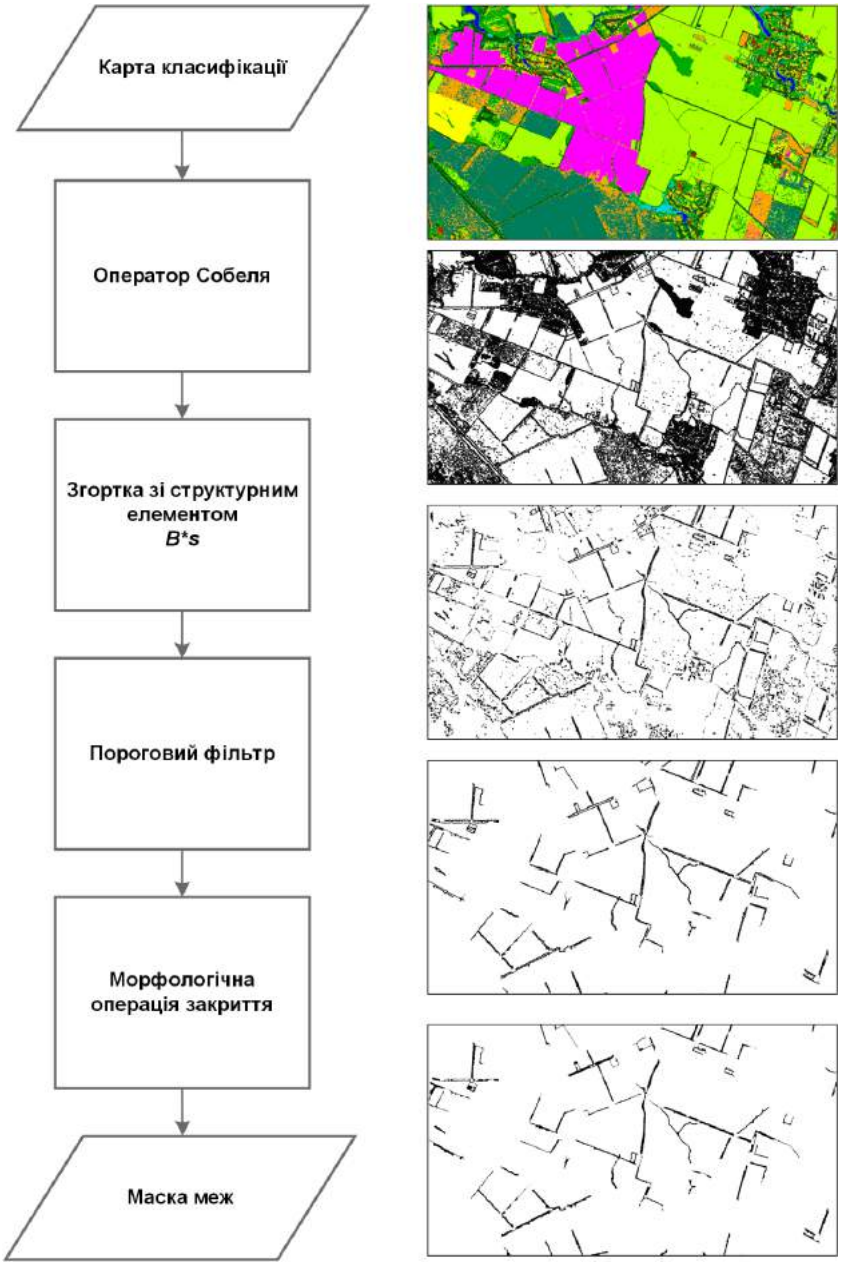

Рисунок 3.2 - Приклад роботи запропонованого алгоритму

Порогова фільтрація малих об'єктів з урахуванням специфіки класів. Спочатку використовується стандартний фільтр, що ідентифікує всі об'єкти менші заданого порогу t_i, $i = 1..N$, як шум. Після цього значення виявлених зашумлених пікселів заміняються на значення, що найчастіше зустрічається в кругу радіусом r_1 пікселів з центром в досліджуваному пікселі (x, y). Процедура повторюється для кожного пікселя.

Наступним кроком всі пікселі, що на початковій карті були віднесені не до класу *C* (ліс), а після фільтрації отримали значення *C*, переназначаються в клас *E* (необроблювані землі), тому що, як показує практика, клас *C* на картах класифікації розпізнається якісно, незалежно від методу машинного навчання. Такий підхід дає можливість виявити вирубки в лісі, які при класифікації отримали значення не класу *E*, а будь-якого іншого класу та при фільтрації були ідентифіковані як шум.

Об'єктна фільтрація класу *E* на основі еліпсоїдальної апроксимації. На цьому етапі відбувається фільтрація лише класу *E*. Даний етап та всі наступні етапи фільтрації відбуваються не для кожного пікселя окремо, а для кожного об'єкта в цілому, з метою уникнення недоліків усіх стандартних попіксельних фільтрів.

Суть підходу полягає в тому, що якщо об'єкт ідентифікований як шум, то для його видалення всі його пікселі заміняються на те значення, яке найчастіше зустрічається вздовж периметру цього об'єкту. Видаляються всі об'єкти, площа яких менше заданого порогу, проте, щоб зберегти об'єкти класу *E*, які є продовгуватими, але вузькими, що відповідають межам між об'єктами, будується еліпс, що найкраще підходить для об'єкта, тобто має такий же 2-й момент (коваріаційну матрицю), як і досліджуваний об'єкт [106].

Об'єктна фільтрація з використанням описаних прямокутників. Основною ідеєю даного етапу є ідентифікація об'єктів, які мають неправильну

форму з посіченими та нерівними межами. Об’єкти такого типу на карті класифікації маркуються як шум та видаляються.

Субоб’єктна фільтрація на основі морфологічних операцій та сегментації. На даному етапі розглядається ситуація, коли до правильно класифікованого об’єкта дотикається об’єкт-шум. В такому разі об’єкт-шум та правильний об’єкт визначаються як один об’єкт, і прибрати шум на попередніх етапах не вдасться.

Для розділення об’єкта на шум, що дотикається, та правильну частину об’єкта застосовується ерозія з квадратом розміром $r_{sq} \times r_{sq}$, і якщо кількість компонент зв’язності після цієї операції зростає, робиться висновок, що досліджуваний об’єкт містить в собі шум. Для розділення об’єкта на сам об’єкт та шум виконується сегментація стандартним методом водоподілу (watershed) [107]. В результаті всі субоб’єкти, площа яких не перевищує деякого порогового значення T_{seg}, маркуються як шум і видаляються.

3.2 Розробка методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин

Сільськогосподарське виробництво багато в чому залежить від погодних умов і, як наслідок, від довгострокових тенденцій і змін клімату [108]. Висока мінливість погоди сприяє суттєвим коливанням врожайності, що спостерігається в Україні, а зміни клімату підвищують виробничий ризик та загрозу майбутнього рослинництва через зміни температури, режиму та об’єму опадів і все частішим виникненням екстремальних погодних явищ. Історичні кліматичні дані свідчать про підвищення температури на території України, а прогнози клімату не виключають можливість потепління, особливо

на півдні України. Зміни клімату по-різному впливають на врожайність через кількість опадів і екстремальні температури [109]. Наприклад, аномальні явища – такі як негативна температура восени або сильна спека навесні – можуть привести до значних втрат врожаю пшениці [110]. Також загальновідомим є факт, що в усьому світі екстремальна спека призводить до значного зниження врожайності зернових [111], і є переконливі докази того, що частота екстремальних явищ найближчим часом буде збільшуватися в багатьох регіонах світу [112].

Проте сільське господарство в Україні може отримати і позитивні результати від змін клімату в деяких регіонах через підвищення зимових температур і збільшення зимових опадів, більш тривалого безморозного сезону і більш високої концентрації CO_2 [113]. Відповідно, орні землі можуть розширюватися, особливо на півночі України, але такі прогнози на даний момент є недостатньо визначеними.

З огляду на вищенаведене, основною метою даного дослідження є оцінка впливу зміни погодних параметрів на врожайність та зміни загальної площі кожної із мажоритарних сільськогосподарських культур на території України.

Нижче наводяться результати статистичного аналізу часового ряду площ мажоритарних культур за 20 років (з 1998 по 2020 р.), а також результати аналізу впливу агрокліматичних зон на площі вирощування основних культур.

Екологічні зони України. В Україні континентальний клімат супроводжується жарким літом і холодною зимою. Кількість опадів поступово зменшується, а температура підвищується з півночі на південь. Приблизно 48% території країни складають високородючі чорноземи, переважно в південних регіонах [114].

Кліматичні і ґрунтові умови дозволяють розділити Україну на три основні кліматичні зони, які характеризуються різними екологічними умовами, які важливі для сільськогосподарського виробництва [115]:

змішаний ліс, лісостеп і степ (рис. 3.3). Дві інші зони в Україні – Карпати на заході і Кримські гори на півдні – в даному дослідженні не розглядалися з огляду на дуже низьку кількість посівних площ.

Рисунок 3.3 - Кліматичні зони України

За даними досліджень Китайської академії аграрних наук (Chinese Academy of Agricultural Sciences — CAAS) [116] спостерігається негативний тренд між врожайністю основних культур та середніми максимальними та мінімальними температурами за вегетаційний період. Це може призводити до необхідності зрошення навіть таких культур, які раніше цього не потребували, наприклад пшениці, що призведе до значного росту фінансових витрат. Саме тому аграрії змінюють спектр культур на такі, що мають більшу економічну доцільність.

В той же час зміни клімату та зміщення кліматичних зон можуть мати для аграрного сектору і позитивні наслідки. Наприклад, в останні роки в

Україні створюються умови для вирощування двох врожаїв за один сезон, причому не тільки в південних, а й у північних областях [117]. Супутникові дані дають можливість відслідковувати зміни земної поверхні та робити певні аналітичні висновки на основі результатів аналізу.

Такі зміни справді відбуваються, і у ході цього дослідження було визначено області, для яких характерні найбільші зміни площ посівів для основних типів культур. Цей важливий економічний показник можна враховувати в державному управлінні та статистиці. В якості вхідної інформації для аналізу посівних площ можна використати карти класифікації посівів за 2016–2020 рр., а також сучасний інформаційний продукт за 2021 р. Використані карти класифікації отримані з використанням відкритих супутникових даних програми Copernicus: SAR Sentinel-1 та Sentinel-2 з просторовим розрізненням 10 м. Території на перетині кліматичних зон, які змінилися, та ділянки, які там розташовані, наведено на рис. 3.4.

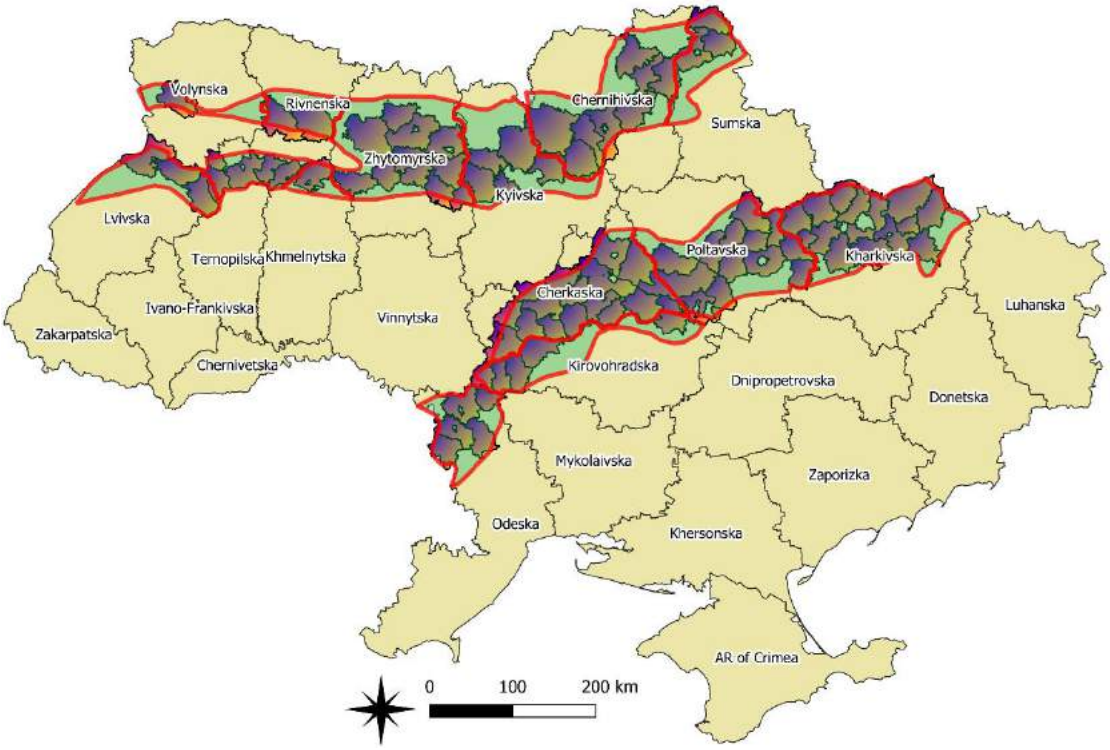

Рисунок 3.4 - Території на перетині кліматичних зон, які змінилися

Проект ERA-PLANET Horizon 2020 [118] спрямований на розробку процесів оцінки показників (індикаторів) Цілей сталого розвитку та динаміки їх змін, причому ці процеси та показники повинні бути у вільному доступі для всіх користувачів.

На даний момент серйозними світовими проблемами є проблема опустелювання та досягнення практично допустимого рівня деградації земель або збереження їх продуктивності. Україна є великою сільськогосподарською країною, в той же час існує багато проблем з впровадженням законодавчих норм у сфері землекористування та дотриманням належного контролю за їх виконанням. Основними проблемами є порушення сівозмін, неоптимальне користування сільськогосподарськими ресурсами та незадовільний стан зрошувальних систем. Усі ці проблеми разом із глобальними проблемами змін клімату призводять до погіршення родючості земель.

Одним з найважливіших індикаторів для цілі 2 «Відсутність голоду» є показник 2.4.1 «Частка сільськогосподарських площ продуктивного та стабільного сільського господарства». Цей показник може бути використаний також у Глобальній програмі підтримки — пілотному проекті Комітету ООН з боротьби з опустелюванням (UN Committee on Combating Desertification, UNCCD) та Програмі сприяння безпеці, спрямованій на досягнення нейтрального рівня деградації ґрунтів (Land Degradation Neutrality, LDN). Для території України доступні глобальні продукти моніторингу та аналізу ґрунтового покриву, однак вони мають невисоке просторове розрізнення та меншу точність порівняно з регіональними картами вищого просторового розрізнення [119]. У той же час формування точної карти класифікації сільськогосподарських культур з високим просторовим розрізненням на рівні країни є складною та трудомісткою задачею. Тому однією з цілей цього дослідження є покращення процедури розрахунку індикаторів SDG на основі даних середнього та високого просторового розрізнення. Основна мета

полягає у вдосконаленні методологій, які використовувались для генерації глобальних продуктів на основі даних невисокого просторового розрізнення, а також у застосуванні цих методологій до даних із вищим просторовим розрізненням, що може дати більш оптимальні результати для продуктів та задач регіонального рівня.

Для розрахунку показника 2.4.1 пропонується використовувати підхід “food-water-energy” NEXUS [120], [121], який базується на використанні наземних даних, даних біофізичного моделювання та супутникових даних. Запропонований підхід включає три основних компоненти: карту класифікації типів культур високого просторового розрізнення, індекс площ листяних лісів (Leaf Area Index, LAI), обчислений на основі супутникових даних, та результати роботи моделі WOFOST. Для практичної апробації була використана карта класифікації сільськогосподарських культур високого просторового розрізнення на основі даних із супутників Sentinel-2 та Sentinel-1, обчислена з використанням сучасної методології, заснованої на використанні моделв глибинного навчання (deep learning) [122], [123]. Для біофізичного моделювання можуть бути використані програмні реалізації моделі WOFOST з відкритим кодом, наприклад, BIOMA або бібліотека PCSE (мова програмування Python). Обидві зазначені програмні реалізації потребують агрометеорологічні дані та дані про ґрунти.

Існуючий підхід щодо розрахунку показника 2.4.1 базується на правилі «Один вибув – усі вибули» (“one-out-all-out”) на основі трьох субіндикаторів – зміна поверхні Землі, вегетаційний тренд та зміна рівня вуглецю. Дані першого та другого субіндикаторів є в наявності для кожного року, на відміну від субіндикатора «зміна рівня вуглецю», для якого проблема отримання щорічних даних досі не вирішена, оскільки вимагає збору даних in-situ (актуальних наземних даних) значного обсягу. Крім того, складною задачею є коректне визначення рівня сільськогосподарської продуктивності.

У роботі використовується підхід NEXUS, який є популярним та перспективним інструментом для розв’язання задачі розрахунку показника 2.4.1. В межах NEXUS-підходу пропонується поєднати три компоненти: карту класифікації сільськогосподарських культур, результати біофізичної моделі WOFOST та супутникові дані, що відображають стан рослинності на території, що представляє інтерес. Схематичне зображення запропонованого підходу наведено на рис. 3.5.

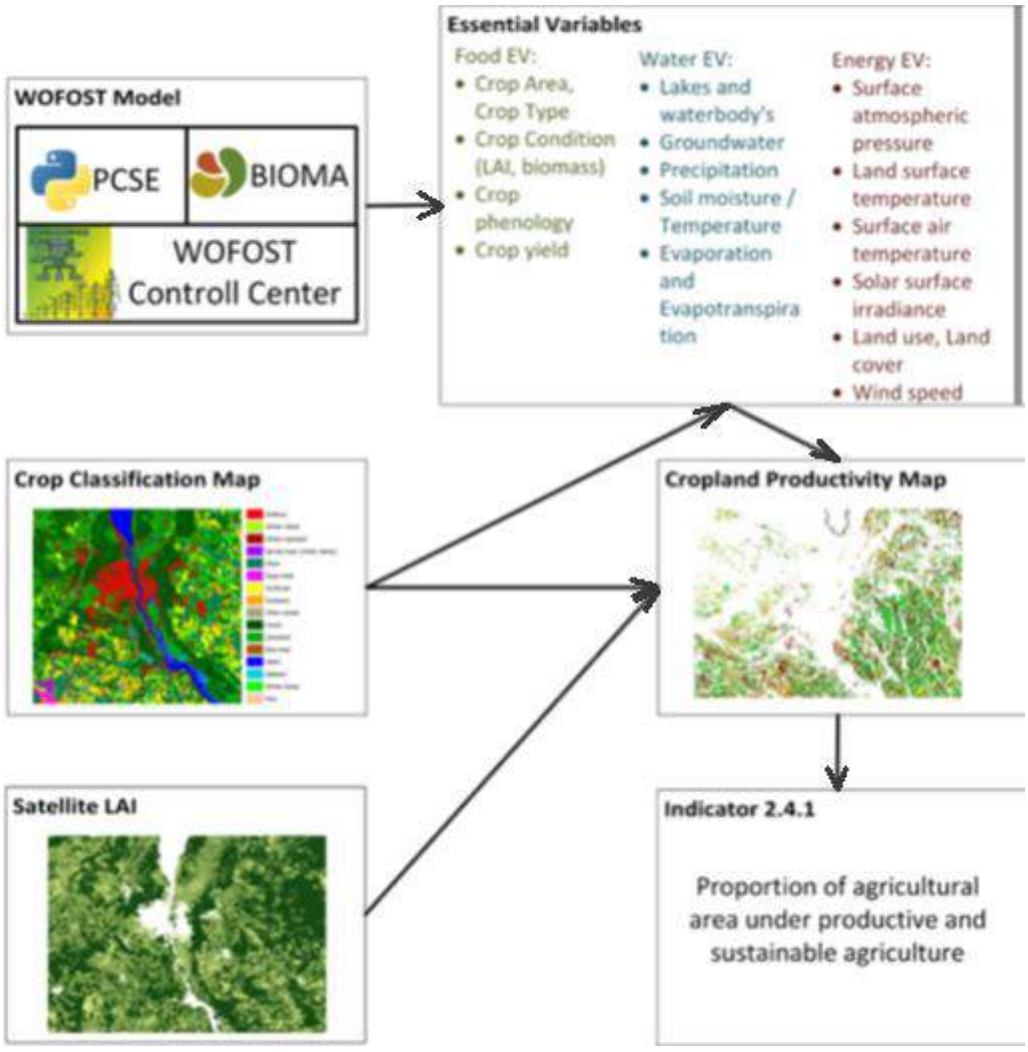

Рисунок 3.5 - Підхід NEXUS для розрахунку показника 2.4.1

Важливою складовою для цієї методології є карта класифікації сільськогосподарських культур. Карта повинна не тільки містити коректну класифікацію на сільськогосподарські та несільськогосподарські класи, але також включати й основні класи сільськогосподарських культур для досліджуваної території. Починаючи з 2016 р., автори цього дослідження щороку створювали карту класифікації сільськогосподарських культур з просторовим розрізненням 10 м на основі даних Sentinel-1 та Sentinel-2 [124]–[126]. Дані достатньої точності дозволяють більш точно розрахувати індикатори SDG, а використання приблизних даних зумовлює підвищення складності оцінки зміни цих індикаторів у часі. Крім того, при використанні даних із низьким просторовим розрізненням виникає проблема змішаних пікселів, що призводить до некоректної класифікації та некоректного обчислення будь-яких вегетаційних індексів.

Індекс LAI. Продуктивність сільськогосподарських земель залежить від метеорологічних умов, клімату, типу та стану ґрунтів, агроменеджменту та дотримання аграрних норм. Кожний із цих показників так чи інакше має відображення в даних дистанційного зондування Землі. Зокрема, індекс LAI може бути використаний як індикатор фактичного стану рослинності на території, що представляє інтерес. Замість LAI також можуть використовуватись інтегральні характеристики, які базуються на варіаціях LAI, обчислені протягом вегетаційного сезону. Індекс LAI може бути отриманий на основі даних MODIS, або може бути отриманий з даних з вищою просторовим розрізненням, таких як Sentinel-2.

Система Sen2Agri (яка є розробкою ESA) також може використовуватись для оцінки індексу LAI. Починаючи з версії 1.8, для розрахунку LAI, FAPAR, FCOVER використовується алгоритм INRA.

Іншим способом отримання індексу LAI є біофізичне моделювання для кожної культури окремо. Для цього може використовуватись модель WOFOST

на основі відкритих метрологічних даних, даних повторного аналізу Copernicus (Copernicus reanalysis data, CAMS), наявних даних з метеостанцій та наявних карт ґрунтів. В даному випадку припускається, що результати роботи моделі залежать лише від метрологічних даних та типу ґрунту, оскільки було використано одну і ту саму інформацію про ґрунти для кожного року. Ця модель працює для кожної точки окремо, але набір точок повинен бути створений як перетин множин точок: карти ґрунтів, метеорологічних даних та адміністративних кордонів. Значення LAI, обчислені за допомогою моделі WOFOST, повинні розглядатись як можливі значення за умови припущення, що стан ґрунтів буде однаковим протягом досліджуваного періоду (тобто стан ґрунту не змінюється). З іншого боку значення LAI, які були отримані на основі супутникових даних, характеризують результати застосування агропромислових операцій.

Модель WOFOST дозволяє ітеративно отримувати результати щодня. У той же час неможливо щоденно отримувати супутникові дані через мінливі погодні умови та різну часову прив’язку для кожної точки. Так, для деяких територій може бути доступне лише одне або два безхмарних зображення на місяць з високим просторовим розрізненням. Тому в цій роботі пропонується щомісяця розраховувати максимальний LAI, обчислений із використанням моделі WOFOST, а також із супутникових даних. Наступним кроком запропонованого робочого процесу є створення щомісячних карт LAI на основі комбінованої карти класифікації сільськогосподарських культур з результатами моделей, отриманими для п’яти основних культур із моделі WOFOST.

Наступним кроком запропонованого підходу є створення щомісячних карт LAI для окремих сільськогосподарських культур, які обчислюються на основі комбінації карти класифікації сільськогосподарських культур з результатами моделей, отриманими для п’яти основних культур із моделі

WOFOST. У деяких місцях на місяць може бути доступне одне або два безхмарних зображення з високим просторовим розрізненням.

Порівняння обчислених індексів LAI та індексів LAI, отриманих із супутникових даних, є нетривіальним. Процес моделювання проводиться від дати сівби, яку можна визначити за сільськогосподарським календарем, до дати збирання врожаю. У перший і останній день обчислені індекси LAI дорівнюють нулю, у той час як супутникові індекси LAI рідко дорівнюють нулю. Тому першим кроком є конвертація супутникових значень LAI. Для цього розраховуються індекси LAI до сівби та після збирання врожаю, і ці точки на графіку залежності індексу LAI від часу з'єднуються прямою лінією. Після цього усі точки графіку зміщуються таким чином, щоб ця пряма лінія збігалася з віссю координат.

Наступна особливість, яку необхідно брати до уваги, стосується озимих культур: для кожного календарного року початкова точка (дата сівби) відноситься до попереднього року, а точка збору врожаю — до поточного року. Тому для розрахунку індикатора (індексу LAI) для поточного року необхідно також мати дані і за попередній рік. Дуже важливим є також вибір дату початку вегетаційного сезону (особливо з огляду на необхідність врахування динаміки розвитку озимих культур) та його закінчення у наступному році.

Діапазони значень змодельованих даних та значень, отриманих на основі супутникових даних, можуть не збігатися, але для задачі, що розглядається, важливим є порівняння динаміки росту рослинності, а не завищення або заниження обчислених значень та не проблема змішаних пікселів у супутникових даних. Для цього перед порівнянням індексів LAI необхідно виконати процедуру нормалізації даних.

Характеристики продуктивності земель можуть бути розраховані як інтеграл індексів LAI протягом вегетаційного періоду [127]. Для обчислення

цього інтегралу (площі під відповідним графіком) у цьому дослідженні пропонується інтерполювати змодельовані та супутникові індекси LAI за допомогою поліноміальної функції (рис. 3.6). Різницю між цими значеннями можливо розглядати як різницю між реальним значенням індексу LAI (індексу рослинності), яка росте на даному ґрунті, та потенційно можливим індексом LAI за умов незмінного складу ґрунту та відсутності деградації. В такому разі, якщо різниця має знак мінус, це може розглядатися як ознака деградації ґрунту відносно початкового стану, а якщо різниця має знак плюс, можливо вважати, що процеси ведення сільського господарства та землекористування є правильними. В іншому випадку досліджувана сільськогосподарська територія може вважатися сталою.

Фінальним етапом є розрахунок показника 2.4.1 як частки сільськогосподарських земель продуктивного та стійкого сільського господарства, а продуктивність та стійкість сільськогосподарських земель обчислюється за вищенаведеним підходом.

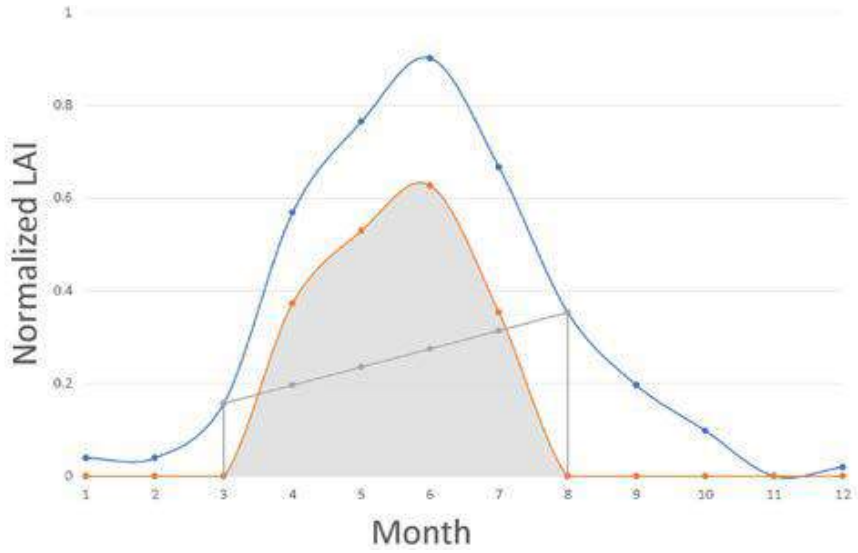

Рисунок 3.6 - Супутниковий індекс LAI та результати його моделювання

3.3 Розробка методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних

У даному розділі описується метод виявлення вирубок лісу із використанням підходів на основі глибокого навчання, який базується на нейронній мережі архітектури U-Net та з використанням у якості енкодера Efficientnet B3, та з використанням напівавтоматичних методів навчання (semi-supervised learning). Така постановка задачі зумовлена тим, що крім сільськогосподарських угідь лісові масиви є іншим практично вагомим класом земної поверхні, який активно моніториться при оцінювання стану земель та їх продуктивності.

3.3.1 Нейронна мережа U-Net

У цьому дослідженні пропонується використовувати одну з найбільш якісних архітектур нейронних мереж для задач сегментації, а саме U-Net. Стандартна архітектура U-Net складається із згорткової частини (енкодер) та деконволюційної (декодер), які з'єднуються між собою за допомогою операції конкатенації. У згортковій частині запропоновано до використання декілька блоків, кожний з яких складається з послідовного застосування згортки з функцією активації ReLU, пакетної нормалізації (batch normalization, застосовується для покращення збіжності на етапі навчання). Після кожних двох згорткових блоків використовується операція підвиборки (зменшення розмірності, maxpooling) для 2-кратного зменшення ширини та висоти тензора.

Як правило для навчання нейронних мереж на основі багатошарового персептрону або моделей глибокого навчання в якості функції втрат обирають крос-ентропію (cross-entropy, CE) [128] або зважену CE:

$$CE = -\sum_{k=1}^{N}\sum_{c=1}^{C}\alpha_c y_c \log(p_c),$$

де C – кількість класів, N – кількість елементів у навчальній вибірці, y – цільовий вектор (для вирішення задач, що описуються, доцільно формувати його за принципом «one-hot coding»), α_c – коефіцієнт, що характеризує ступінь впливу класу (як правило задають $\alpha_c = 1$ або $\alpha_c = \frac{N_c}{N}$).

У цьому дослідженні, з урахуванням особливостей класів, які представляють інтерес, доцільно обрати іншу функцію втрат, яка би підходила для навчальних вибірок з незбалансованою кількістю класів. У роботі [129] в якості функції втрат запропоновано focal loss (FL):

$$FL = -\sum_{k=1}^{N}\sum_{c=1}^{C}\alpha y_c (1-p_c)^{\gamma}\log(p_c),$$

де α, γ – коефіцієнти, як правило α = 0,25, γ = 2.

Основною перевагою цієї функції втрат є зменшення впливу великої кількості негативних зразків у навчальній вибірці порівняно з малою кількістю позитивних зразків. Хоча FL було вперше запропоновано для задач пошуку об'єкта, ця функція втрат може застосовуватись і для розв’язання задачі пошуку вирубок лісів на супутникових зображеннях.

Для оцінки точності методів сегментації зазвичай використовується метрика ступеня перетину між двома обмежувальними рамками «intersection over union» (IoU):

$$IoU(Y,P) = \frac{Y \cap P}{Y \cup P},$$

де Y – область, яку необхідно виявити (ground truth), P – область, яку метод сегментації вважає цільовою.

3.3.2 Модифікація архітектури U-Net

Архітектура U-Net [130] є поширеною та ефективною для розв'язання задач сегментації зображень. Особливістю задачі виявлення вирубок лісів, що розглядається у цьому розділі, є комплексні мультиспектральні локальні особливості (features) та значна кількість зображень, що потребує використання додаткових параметрів регуляризації. У якості функції втрат пропонується використовувати коефіцієнт Жаккара (Jaccard loss).

Архітектуру нейронної мережі, яку пропонується використати, наведено на рис. 3.7.

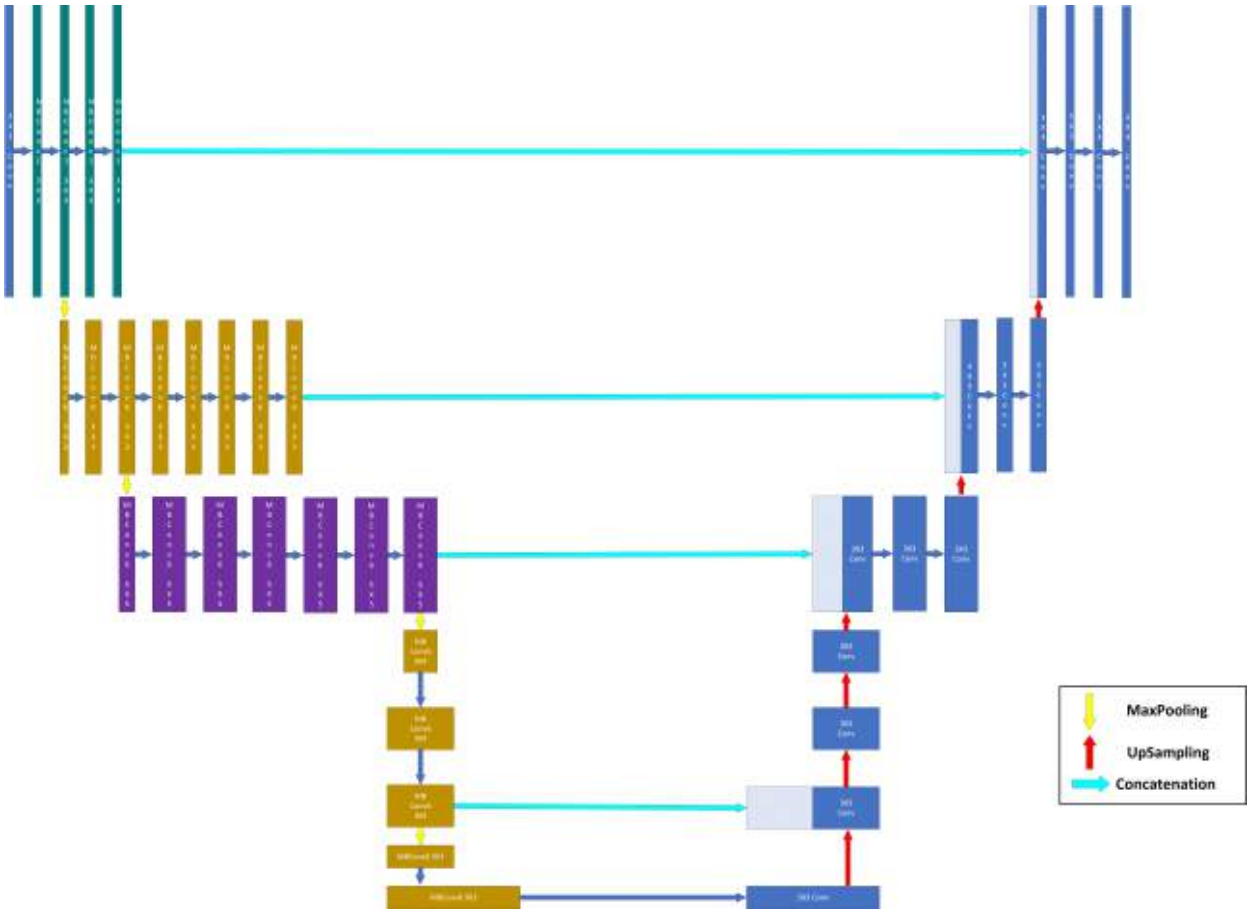

Рисунок 3.7 - Нейронна мережа U-Net з енкодером Efficientnet B3

За основу взята архітектура U-Net зі стандартним декодером та з енкодера Efficientnet B3. Така модифікація дозволяє покращити якість локальних особливостей (features) для сегментації зображень і, відповідно, підвищити точність сегментації. Крім того, можна скористуватись також ансамблем нейронних мереж, що також забезпечує підвищення точності сегментації.

3.4 Розробка комплексного методу визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель

З моменту появи у відкритому доступі супутникових даних стрімкого розвитку набули методи та засоби їх автоматизованої обробки для розв’язання широкого кола прикладних задач. На даний момент існує велика кількість наукових публікацій з цієї тематики, зокрема дисертації [101], [131], патенти [132]–[137] тощо. Наявність відкритих даних достатнього обсягу зумовила можливість апробації кожного із запропонованих підходів, а найбільш ефективні з них широко використовуються на практиці.

Якщо говорити про задачі екологічного моніторингу земель, результати аналізу наявних підходів до обчислення кількісних індикаторів (наприклад, індикаторів сталого розвитку) показують, що всі ці індикатори обчислюються однаковими способами для будь-яких територій, тобто використовуються однакові методології для будь-яких типів земного покриву.

Природньо припустити, що кожен із типів земного покриву має свої особливості на рівні предметної області, які мають відображення на рівні відповідних математичних моделей і потенційно можуть бути використані для покращення результатів роботи методів обробки цих даних.

Наприклад, у якості неточностей карти продуктивності, яка може бути побудована традиційно на основі лише індексу NDVI, можна зазначити наступні:

- на Волині та у Карпатах (лісові регіони) продуктивність, обчислена на основі індексу NDVI, буде низькою, проте такий результат зумовлений особливостями індексу NDVI для лісів,
- на півдні (Запорізька та Миколаївська області) продуктивність, обчислена на основі індексу NDVI, буде найкращою по Україні, проте це зумовлено тим, що більшість полів зазначених регіонів є зрошуваними. Зрошення у свою чергу є одним із факторів сталого розвитку, тому його доцільно враховувати для сільськогосподарських полів.

3.4.1 **Комплексний метод визначення деградації земель**

У цьому дослідженні пропонується комплексний метод визначення деградації земель, суть якого полягає у виконанні наступних кроків.

1. На основі супутникових даних будується карта класифікації земного покриву.
2. Отримані класи об’єднуються у три групи:
   - сільськогосподарські землі,
   - необроблювані землі (grassland): луки, пасовища та ін.,
   - ліси.
3. Для кожної з вищенаведених груп застосовується свій метод аналізу.
4. Загальна карта деградації земель будується шляхом відображення кількісних показників для кожної з груп (множини значень показників у загальному випадку є різними) до деякої множини значень (однієї і тієї ж для кожної групи).

Сільськогосподарські землі. Кількісним показником продуктивності сільськогосподарських земель будемо вважати відношення реального індексу LAI (за супутниковими даними) до «ідеального» для відповідних умов індексу LAI. Для обчислення останнього у цьому дослідженні пропонується використовувати біофізичне моделювання Crop Growth Modeling System на основі моделі WOFOST. Якщо значення реального та «ідеального» індесків LAI відрізняються незначно, відповідна сільськогосподарська територія вважається не деградованою, а якщо відрізняються значно — деградованою (розділ 1.2).

Ліси. Оскільки вирубки лісів є значною проблемою, в якості показника деградації деякої лісової території можливо розглядати наявність вирубок на цій території. Однак при пошуку вирубок необхідно брати до уваги той факт, що вирубана, але засаджена новими деревами територія не може розцінюватись як деградована.

У цьому дослідженні для пошуку вирубок запропоновано використовувати нейронну мережу архітектури U-Net з енкодером Efficientnet B3 (розділ 1.3).

Необроблювані землі (grassland). Як показує практика, для класу «grassland» використання стандартного підходу на основі індексу NDVI дає якісні та адекватні результати.

3.4.2 Побудова загальної карти деградації земель

Суть етапу побудови загальної карти деградації земель полягає в об’єднанні результатів по кожній з груп класів земної поверхні та побудові загальної карти деградації земель на основі загальних кількісних показників. Процедуру об’єднання результатів можна формально представити наступним чином.

Кількісними показниками деградації територій є:

– для сільськогосподарських земель: $f_{crop}(LAI_{real}, LAI_{perfect})$, де LAI_{real} – реальний індекс LAI для пікселя (x, y), $LAI_{perfect}$ – «ідеальний» (змодельований) індекс LAI для пікселя (x, y),

– для необроблюваних земель (grassland): $f_{grassland}(\{NDVI\}_{time_series})$, де $\{NDVI\}_{time_series}$ – часовий ряд індексів NDVI для пікселя (x, y),

для лісів: $f_{forest}(d)$, де $d = \begin{cases} 0, \textit{ якщо має місце вирубка}, \\ 1, \textit{ в інакшому випадку} \end{cases}$.

Області допустимих значень зазначених функцій: $E(f_{crop})$, $E(f_{grassland})$, $E(f_{forest})$ відповідно.

Для кожного пікселя (x, y) доступна інформація $I(x, y) = \{ LAI_{real}, LAI_{perfect}, \{NDVI\}_{time_series}, d \}$, обчислена на основі наявних вхідних даних (супутникові знімки, метеорологічні дані) способами, детально описаними в розділах 1.2–1.3, або відомими стандартними способами (часовий ряд індексів NDVI).

Загальним показником деградації території, якій відповідає піксель (x, y) на растровій карті, є $f(x, y)$ з областю допустимих значень $E(f)$. Функція $f(x, y)$ повинна задовольняти наступним умовам: бути монотонною, приймати мінімальне значення для максимально деградованих територій, приймати максимальне значення для територій із найбільш сталим розвитком.

З урахуванням вищенаведеного для кожного показника деградації f_{crop}, $f_{grassland}$, f_{forest} необхідно задати відповідні функції конвертації:

$K_{crop}: E(f_{crop}) \to E(f)$, $K_{grassland}: E(f_{grassland}) \to E(f)$, $K_{forest}: E(f_{forest}) \to E(f)$.

Тоді загальна функція конвертації K може бути записана у вигляді:

$$K(\varphi(\cdot)) = \begin{cases} K_{crop}(f_{crop}(\cdot)), \varphi = f_{crop}, \\ K_{grassland}(f_{grassland}(\cdot)), \varphi = f_{grassland}, \\ K_{forest}(f_{forest}(\cdot)), \varphi = f_{forest} \end{cases}.$$

Враховуючи факти, що множина груп { *сільськогосподарські землі, grasslands, лісu* } в межах предмету дослідження є повною групою подій, а також що для кожної групи для обчислення кількісного показника деградації необхідна лише частина інформації $I(x, y)$, для зменшення обчислювальної складності відповідної програмної реалізації для кожного пікселя (x, y) доцільно обчислювати лише її частину, а саме:

$$I(x,y) \mid \varphi(x,y) = \begin{cases} \{LAI_{real}, LAI_{perfect}\}, \varphi = f_{crop}, \\ \{NDVI\}_{time_series}, \varphi = f_{grassland}, . \\ d, \varphi = f_{forest}, \end{cases}$$

При цьому загальний показник деградації території може бути обчислений за формулою:

$$f(x,y) = K\big(I(x,y) \mid \varphi(x,y)\big),$$

а загальна карта деградації земель фактично представляє собою графік $f(x, y)$ на множині $X \times Y$, яка відповідає території, що представляє інтерес.

Загальну схему комплексного метода наведено на рис. 3.8.

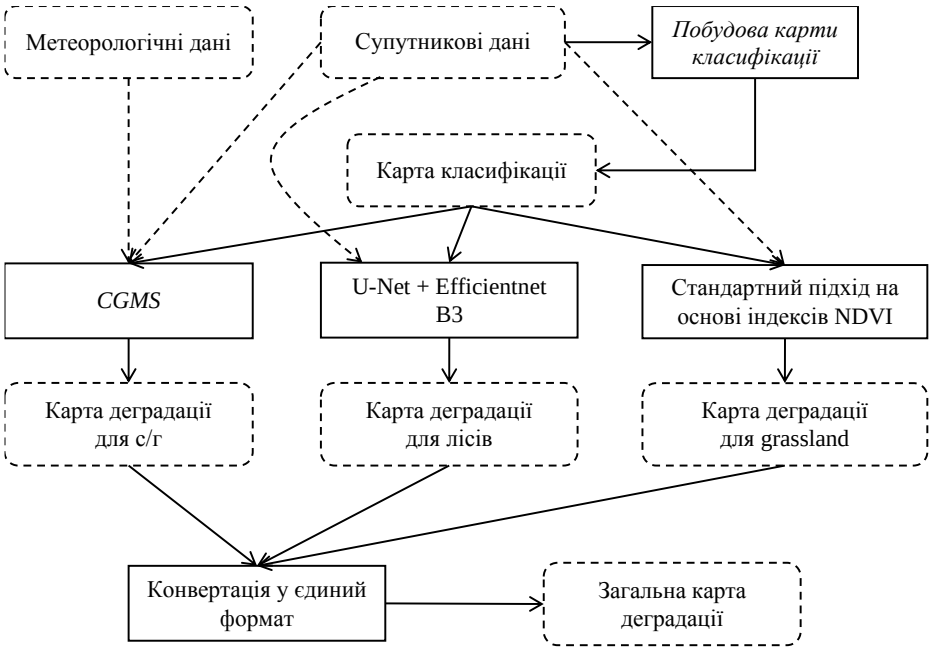

Рисунок 3.8 - Загальна схема комплексного метода визначення деградації земель

Таким чином, у даному розділі запропоновано метод фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель, описано метод оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову, значень індексу LAI з різних джерел (на основі супутникової інформації та біофізичної моделі WOFOST), а також запропоновано спосіб його використання для побудови карти деградації сільськогосподарських земель.

Описано метод виявлення вирубок лісів на основі нейронної мережі архітектури U-Net, її модифікації з використанням енкодера Efficientnet B3, а також ансамблю цих мереж. Крім того, наведено функції втрат, які можна використовувати для зазначеної задачі. В кінці розділу запропоновано комплексний метод визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель.

4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ТЕСТУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ МЕТОДОЛОГІЇ ОЦІНКИ ПРОДУКТИВНОСТІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ЗЕМЕЛЬ ТА ДЕГРАДАЦІЇ ЛІСІВ

На основі запропонованих методів, а саме: фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель, оцінки продуктивності сільськогосподарських земель на основі моделей біофізичного моделювання розвитку рослин, виявлення вирубок лісу на основі нейронної мережі – були розроблені відповідні програмні реалізації, а також реалізація комплексного метода визначення деградації земель, яка об’єднує окремі програмні компоненти.

У цьому розділі наводяться також результати тестування програмної реалізації метода фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель та методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин, а також наведено результати розгортання системи біофізичного моделювання Crop Growth Modeling System/WOFOST; наведено опис програмної реалізації методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних із використанням нейронних мереж архітектури U-Net та її модифікації, а також результати тестування зазначеної програмної реалізації, а також розглядається питання використання різних функцій втрат.

4.1 Програмна реалізація та тестування нейромережевої моделі класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур на основі супутникових даних Sentinel-1та Sentinel-2 шляхом додаткової фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель

В [101], [103] вперше запропоновано модифікований метод фільтрації карт класифікації, та докладно розглянуто підходи до його реалізації та застосування на практиці. З огляду на необхідність підвищення точності класифікації, особливо при розв'язанні прикладних задач, дуже важливим додатковим кроком пост-обробки є додаткова фільтрація отриманих попередніх результатів класифікації земного покриву. Тому запропонований метод вбудовано у загальний робочий процес та оцінено його вплив на загальну точність карт класифікації.

Метод фільтрації протестовано на карті класифікації посівів у Київській області у 2017 р. Основними класами на карті класифікації були кукурудза, озима пшениця, соя, соняшник, озимий ріпак, цукровий буряк, горох, штучні об'єкти, ліси, необроблювані землі (grassland), болота, водні об'єкти та відкритий ґрунт. Оцінки точності карти класифікації та ефективності процедури фільтрації обчислювались за допомогою валідаційної вибірки, яка не використовувалась для навчання класифікатора та побудови даної карти класифікації. Валідаційна вибірка містила 455 полігонів загальною площею 5858,16 га (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Характеристики валідаційної вибірки

№	Клас	Полігон		Площа	
		Кількість	%	га	%
1	Штучні об'єкти	8	1,8	11,00	0,2

2	Озима пшениця	75	16,5	1548,23	26,5
3	Озимий ріпак	19	4,2	561,49	9,0
4	Кукурудза	106	23,2	1386,53	23,6
5	Буряк	12	2,6	458,38	7,8
6	Соняшник	54	11,9	520,42	8,9
7	Соя	57	12,5	848,87	14,5
8	Ліси	60	13,2	326,19	5,6
9	Необроблювані землі	34	7,5	80,72	1,4
10	Відкритий ґрунт	3	0,7	4,29	0
11	Водні об'єкти	16	3,5	89,15	1,5
12	Болото	9	2,0	9,66	0,2
13	Горох	2	0,4	13,23	0,2
	Разом	455		5858,16	

Загальна точність невідфільтрованої карти класифікації типів земного покриву для Київської області у 2017 р. складала 91,9%. В табл. 4.2 наведено обчислені характеристики якості – точність виробника (PA) та точність користувача (UA) – для карти класифікації до та після фільтрації.

Як видно з табл. 4.2, запропонований метод фільтрації дозволив підвищити загальну точність карти класифікації на 2,3% порівняно з початковим результатом.

Варто відзначити, що після використання запропонованого методу зросла не лише загальна точність карти класифікації, але й точності виробника та користувача для кожного класу в порівнянні з початковою картою.

Таблиця 4.2 – Точність виробника (PA) та точність користувача (UA) для карти класифікації до фільтрації (a) та після фільтрації (b)

№	Клас	**a**		**b**	
		PA, %	UA, %	PA, %	UA, %
1	Штучні об’єкти	87,7	71,5	95,9	74,0
2	Озима пшениця	95,9	98,5	96,5	98,8
3	Озимий ріпак	98,3	98,6	98,4	98,8
4	Кукурудза	93,0	84,9	98,0	86,2
5	Цукровий буряк	98,1	98,9	99,1	100,0
6	Соняшник	94,6	90,9	98,2	94,0
7	Соя	69,8	86,1	72,7	97,0
8	Ліси	99,5	99,0	99,7	99,2
9	Необроблювані землі	94,9	60,1	96,8	66,0
10	Відкритий ґрунт	66,1	60,0	61,4	100,0
11	Водні об'єкти	99,9	99,9	100,0	100,0
12	Болото	78,5	83,5	83,7	100,0
13	Горох	98,0	97,8	100,0	99,8
	Загальна точність, %	91,9		94,2	
	Індекс Каппа	0,9		0,93	

4.2 Розгортання та калібрування моделі біофізичного моделювання Crop Growth Modeling System на основі моделі WOFOST

У 2015 р. міжвідомчою та експертною групами з розробки показників оцінювання цілей сталого розвитку (Inter-agency and Expert Group on SDG Indicators – IAEG-SDG) була розроблена система індикаторів для оцінювання досяжності цілей сталого розвитку (Sustainable Development Goal – SDG). У

даному дослідженні запропоновано вдосконалену методологію для обчислення цілі 2.4.1 «Частка сільськогосподарських площ продуктивного та стабільного сільського господарства». Основою вдосконаленої методології є використання карти класифікації сільськогосподарських культур з просторовим розрізненням 10 м та індексу листової поверхні LAI, отриманих з використанням супутникових даних та біофізичної моделі WOFOST.

Модель WOFOST — це точкова модель продукційного процесу росту рослин. Для її застосування на рівні країни необхідно використовувати надбудову Crop Growth Monitoring System (CGMS) [138]. Ця модель полягає у запуску моделі WOFOST у географічно розподілених точках та по локальних даних для цих точок. Тобто територію країни або області необхідно розділити на таксони, умовно однорідні за характеристиками метеорологічних умов, властивостей ґрунтів, належності до певної адміністративної одиниці EMU (Elementary Mapping Unit). При такому підході змодельовані індикатори продуктивності певної сільськогосподарської культури є репрезентативними для однорідної територіальної одиниці та відрізняються від характеристик продуктивності цієї культури для різних метеорологічних і ґрунтових умов. Для побудови цих EMU можна скористатись сіткою погодних даних NASA Power та картою ґрунтів України. Перетнувши ці дві карти, можна отримати полігони з унікальними наборами погодних даних та ґрунтів. Точками для моделювання біофізичних параметрів за допомогою CGMS виступають центроїди цих полігонів. Після моделювання показників для певної культури можна вважати, що в межах цих полігонів дана культура матиме показники, отримані з моделі.

Для побудови растрової карти біофізичних показників використано карти класифікації посівів. Після отримання виходу моделі CGMS для класу *j* та року *y*, полігони CGMS растеризуються на основі біофізичних показників

та отримується растрова карта $CGMS_{j,y}$. Після цього карта біофізичних показників отримується за формулою:

$$CGMS_o = \sum_{j \in cl_m} CGMS_{j,y} * ClM_j,$$

де cl_m — це множина класів сільськогосподарських культур, по яких відбулося моделювання, а ClM_j — це бінарна маска посівів класу j, отримана з карти класифікації сільськогосподарських посівів.

4.2.1 Створення EMU

Створення EMU ґрунтувалось на поєднанні векторного файлу погодних даних NASA Power (рис. 4.2) та карти типів ґрунтів України (рис. 4.1). За даним підходом отримано 2511 EMU полігонів для України (рис. 4.3).

До основних характеристик ґрунтів, що осереднювались в межах кожного вузла, належать наступні: водно-фізичні властивості ґрунту (польова вологоємність, точка в'янення та загальна пористість), а також максимальна глибина залягання коренів. За наведеною нижче формулою розраховано згадані параметри ґрунту в межах кожного вузла:

$$X_s = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i \times A_i}{\sum_{i=1}^{n} A_i},$$

де X_s – осереднений параметр ґрунту в межах вузла 10×10 км, X_i – параметр ґрунту в межах вузла 10×10 км, A_i – площа ґрунту в межах вузла 10×10 км, n — кількість ґрунтів в межах вузла 10×10 км.

Таким чином, створена база даних ґрунтових характеристик відображає основний тип ґрунту в межах кожного вузла. Іншими словами, для кожного вузла 10×10 км характерний свій (осереднений) тип ґрунту, який враховується в процесі моделювання.

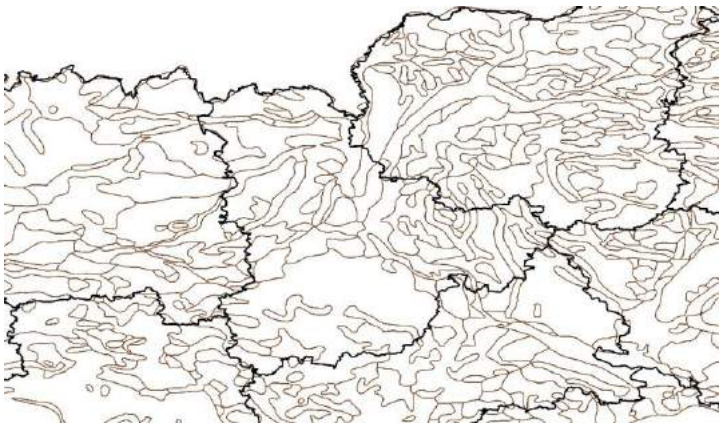

Рисунок 4.1 – Карта типів грунтів України для Київської області

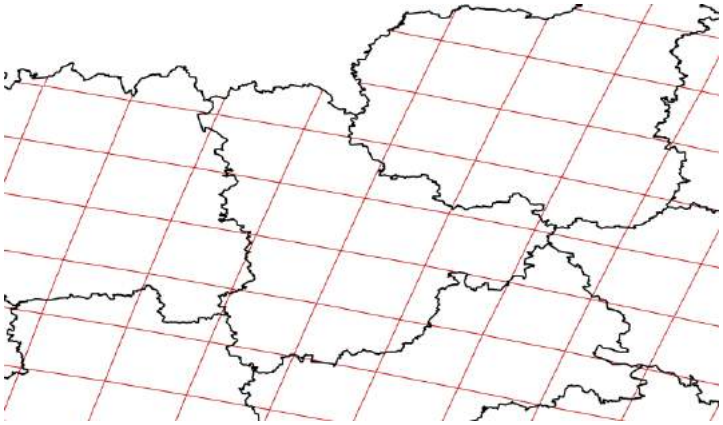

Рисунок 4.2 - Сітка погодних даних NASA Power для Київської області

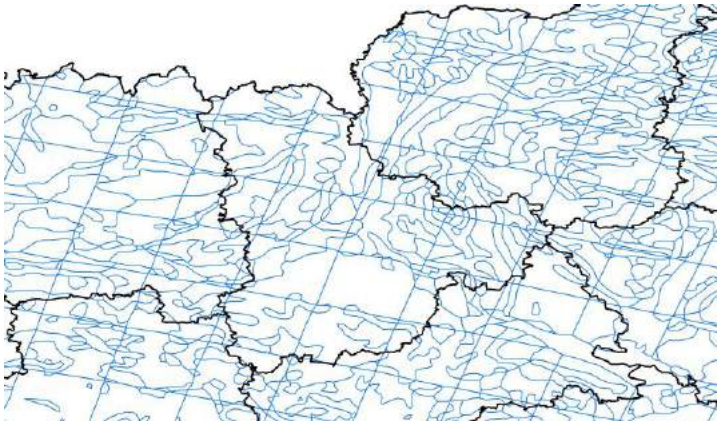

Рисунок 4.3 - Адміністративні одиниці EMU для Київської області

4.2.2 Розрахунок середньодобових метеорологічних параметрів

Для розрахунку добових метеорологічних параметрів використовуються щоденні термінові стандартні метеорологічні дані в форматах WMO з метеорологічних станцій Гідрометцентру України. Ці дані включають вимірювання температури, опадів, швидкості вітру, висоти снігового покриву, балу хмарності і температури точки роси. Надалі вони трансформуються в добові дані з наступним набором параметрів: мінімальна і максимальна температура, сумарна кількість опадів, висота снігового покриву, середні значення швидкості вітру, бали хмарності і парціального тиску водяної пари (Pa) [141]:

$$P_a = P_s \times \frac{H}{100},$$

де P_s – тиск насиченої водяної пари, гПа:

$$P_s = 0.61121 \times \exp\left(\left(18.678 - \frac{T}{234.5}\right) \times \left(\frac{T}{257.14 + T}\right)\right), \text{ для } T > 0 \text{ C};$$

$$P_s = 0.61115 \times \exp\left(\left(23.036 - \frac{T}{333.7}\right) \times \left(\frac{T}{279.82 + T}\right)\right), \text{ для } T < 0 \text{ C};$$

$$H = 100 \times \frac{\exp\left(\frac{17.625 \times TD}{243.04 + TD}\right)}{\exp\left(\frac{17.625 \times T}{243.04 + T}\right)},$$

TD — значення температури точки роси, °C; T – значення температури, °C;
H — значення відносної вологості повітря, %.

Значення сонячної радіації розраховуються відповідно до [142]. Це значення застосовується при відсутності значень тривалості сонячного світла та спостережень хмарного покриву.

$$R_{g,d} = R_{a,d} A_h \sqrt{(T_{\max} - T_{\min}} + B_h$$

де $R_{g,d}$ – надходження щоденної глобальної сонячної радіації; $R_{a,d}$ – щоденне позаземне випромінювання; $T_{\max}$ — максимальна температура, °C; $T_{\min}$ –

мінімальна температура, °C; A_h – константи емпіричної регресії; B_h – константи емпіричної регресії.

Константи A_h і B_h для різних регіонів Європи, Близького Сходу та Північної Африки були встановлені у [143].

Випаровуваність над водною, рослинною і земною (без рослинності) поверхнями розраховується за [144]. Добові дані інтерполюються у вузли регулярної сітки в еквідистантній циліндричній проекції (platecarree) розміром 10×10 км. Для інтерполяції метеорологічних даних у вузли регулярної сітки використані спостереження найближчих, від однієї до чотирьох, станцій з ваговими коефіцієнтами, залежними від відстані до цих станцій.

4.2.3 Вхідні дані

У цій роботі розглядається територія України. Загальна її площа становить 603,6 км^2. Для цього дослідження необхідна детальна карта класифікації, яка включає всі основні типи сільськогосподарських культур. Для території України основними культурами є: озима пшениця, ріпак, соняшник, кукурудза та соя. Тому була використана карта класифікації сільськогосподарських культур, отримана на основі даних Sentinel-1 та Sentinel-2 з просторовим розрізненням 10 м. Від Українського гідрометеорологічного інституту було отримано результати роботи моделі WOFOST на наявних у них агрометеорологічних даних. Крім цього, було використано змодельований індекс LAI, а також дані Global MODIS LAI з просторовим розрізненням 500 м (MCD15A3H version 6 MODIS Level 4).

4.2.4 Розгортання та калібрування моделі CGMS/WOFOST, її загальна архітектура

Моделювання основних сільськогосподарських культур здійснювалось за допомогою системи CGMS [138], загальна внутрішня архітектура якої наведена на рис. 4.4 нижче.

1. Моніторинг умов погоди у період вегетації сільськогосподарських культур;
2. Моніторинг стану посівів сільськогосподарських культур та моделювання продуктивності рослин за певних метеорологічних умов;
3. Статистичний аналіз отриманих даних.

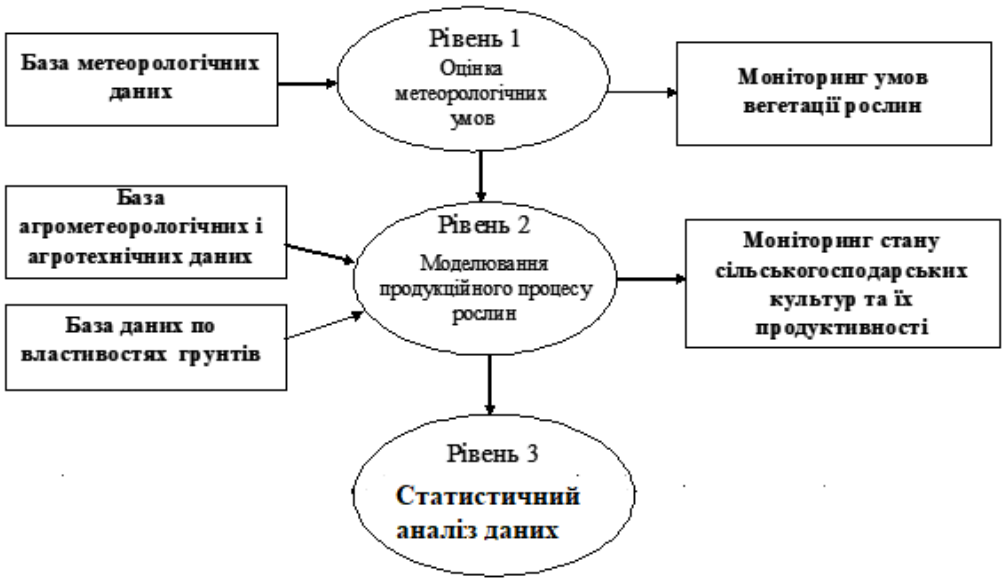

Рисунок 4.4 - Загальна структура системи CGMS

Вхідна інформація. Для функціонування системи на кожному з аналітичних рівнів необхідним було створення комплексної бази вхідних даних. Основна інформація, яка використовується в CGMS — це щоденні метеорологічні дані (характеристики радіаційного, термічного режиму і режиму зволоження території), агрометеорологічні дані (щорічні дати

початку, закінчення і тривалості вегетаційних циклів культур), дані про біологічні властивості культур та особливості їх вирощування (сортовий склад, показники світло-, тепло- та вологопотреби, типологічні ознаки за потребою у факторах життя, критичні значення метеорологічних величин у різні фази розвитку тощо), дані про властивості ґрунтів (генетико-морфологічні ознаки, основні фізико-хімічні і агрогідрологічні характеристики).

Більшість метеорологічних та агрометеорологічних величин, які повинні бути занесені у базу даних, визначаються шляхом безпосередніх вимірювань на гідрометеорологічних станціях. Розрахунковим способом отримують значення сумарної сонячної радіації – наприклад, за методом Ангстрема-Прескота (1940 р.) у спосіб, наведений в [139], або методами Супіта (1994), Харгрівса (1985), – а також значення фізичного випаровування, транспірації, евапотрансипірації (наприклад, за методом Х. Пенмана (1956) [140]). Характеристики ґрунтів отримано на основі картографічних та довідкових джерел. Дані по урожайності заносяться у базу даних з джерел офіційної статистики.

Комплексна база даних системи CGMS має формат MS Access або Oracle. У ній міститься близько 85 таблиць, частина з яких міститься інформація зазначеного вище змісту для конкретній території. Решта таблиць вміщує проміжні та заключні результати розрахунків і заповнюється автоматично, у зв’язку з цим, при створенні бази даних її структура повинна бути чітко дотримана.

Крім комплексної бази даних, для роботи даної системи необхідні виконавчі файли *CGMS.exe* (вихідні програми для розрахунку і моделювання основних метеорологічних і агрометеорологічних параметрів), а також виконавчий модуль для прогнозу урожайності – *CGMSBAT.exe***,** які відкомпільовано у середовищі Microsoft Visual C++ 6.0.

Передбачається, що дана система є працездатною як в автономному (шляхом прописування у файлі *CGMS.ini* команд для виконання послідовності певних операцій), так і за допомогою інтерфейсу користувача, у якому оператор може самостійно, маніпулюючи різними параметрами, здійснювати необхідні розрахунки. Технологічна адаптація системи для території України виконана за другим підходом.

В той же час виконавці проекту зупинилися на іншій реалізації моделі CGMS та WOFOST — бібліотеки PCSE на мові Python. Дана бібліотека містить функції для роботи з програмним інтерфейсом, NASA Power, інтегровані у модель WOFOST. Проте для України ця інтеграція працює не повністю коректно: значення Nodata, що кодуються автоматично як значення -999, не відкидаються і використовуються при роботі моделі, що призводить до помилок. Тому першою дією є модифікація функції агрегації отриманих даних NASA Power за допомогою заміни значень -999 на значення отриманих ковзним вікном. Після завершення підготовчих операцій програмна реалізація може бути запущеною. В якості калібрування моделі був вибраний метод зведення показників TSUM1 та TSUM2 для кожної рослини, точки та року. Для моделювання біофізичних показників використано стандартний набір профайлів культур, розроблений у фреймворку «JRC Agriculture Project Action 3». Для роботи були вибрані ті культури, які використовуються у найближчих за кліматичними показниками країнах Європи. Основними показниками для калібрування для умов України є TSUM1 та TSUM2, які відповідають сумі активних культур від посадки до сходу і від сходу до цвітіння. В даному випадку використовувалось правило TSUM1≈TSUM2 для підбору дат сходу та цвітіння для кожного року, точки та культури. Це калібрування відбувається шляхом перебору всіх можливих дат сходу та цвітіння та вибору таких дат, для ких різниця між TSUM1 та TSUM2 є мінімальною.

Як вже було сказано вище, в якості реалізації моделі CGMS було використано бібліотеку PCSE для мови програмування Python. PCSE (Python Crop Simulation Environment) – це бібліотека Python для побудови моделей розвитку сільськогосподарських культур, зокрема моделей для прогнозу врожаю, розроблених у Вагенінгені (Нідерланди). PCSE забезпечує середовище для використання моделей розвитку рослин, інструментів для зчитування допоміжних даних (метеорологічнй, про ґрунт, операції агроменеджменту) та компонентів для моделювання біофізичних процесів, таких як фенологія, дихання та випаровування.

Для розрахунків параметрів продуктивності посівів була використана версія моделі WOFOST 7.13, яка реалізована на мові програмування Fortran. Ця програма була модифікована для підготовки вихідних даних у більш зручному форматі для подальшого аналізу даних та її запуску в автоматичному режимі для 11211 точок – вузлів географічної сітки 10×10 км. Крім цього, були розроблені програмні засоби для автоматичного формування добових метеорологічних даних (365 діб), а також відповідних файлів WOFOST.sit, WOFOST.tim, в яких указані ґрунтові характеристики та параметри запуску моделі для кожного вузла сітки по території України. Час роботи моделі у такій конфігурації за 1 рік для 5 культур і для 11211 точок складає від 20 хвилин до 3 годин (в залежності від розрахункової потужності комп’ютера), що дозволяє отримати результат за 15 років за 5–45 годин. В результаті сформовані файли з вхідними даними та результатами моделювання характеристик продуктивності для потенційних та водно-лімітованих умов росту рослин. Загальний обсяг отриманих вихідних даних параметрів продуктивності по 5 основних с/г культурах за період 2003–2019 рр. становить приблизно 10 Гб.

Зараз з’явилися сучасні імплементації біофізичних моделей на мові Python та C++, яеі дозволяють обійти проблеми інтеграції з іншими більш

сучасними системами моделювання та обміну даними. Однією із таких розробок є фреймворк BIOMA дослідницького центру JRC Європейської комісії. Цей фреймворк є програмним забезпеченням для Windows, що дозволяє використовувати моделі біофізичного моделювання росту рослин у зручному користувацькому інтрефейсі. Попри наявність BIOMA у цій реалізації, її складно використовувати для побудови CGMS на рівні країни. Також у цій програмній реалізації складно використовувати користувацькі набори даних та провести автоматизацію її використання у вигляді надбудови на будь-якій мові програмування. Саме тому було прийнято рішення використовувати реалізацію на мові програмування Python. По суті ця реалізація не надає ніякого користувацького інтерфейсу, а лише моделі та інструменти роботи з даними у формі об’єктів та класів. Проте ця реалізація є дуже зручною для реалізації моделі CGMS, що дозволяє використовувати користувацькі набори даних.

Під час виконання даної задачі було розроблено програмний код на мові програмування Python, що виконує наступні дії.

1. Відкривається векторний файл із точками EMU для моделювання. Відбувається процес зчитування точок та атрибутів цих точок, що містять інформацію про їх координати та тип ґрунту.
2. У циклі відбувається проходження програми по кожній із точок.
3. За допомогою об’єкту класу CABOFileReader відбувається зчитування профайлу ґрунту для відповідної точки.
4. За допомогою функції create_agromanager() выдбувається створення файлу типу .amgt, в якому відбувається запис основних подій агроменеджменту під час моделювання рослини:
    a. crop_start_date – дата початку моделювання
    b. crop_start_type – тип початку моделювання (sowing)
    c. crop_end_date – дата завершення розвитку рослини

d. crop_end_type – тип завершення розвитку рослини (maturity)
e. max_duration – максимальна тривалість моделювання

5. Створення об’єкту класу YAMLAgroManagementReader на основі згенерованого файлу .amgt
6. Створення об’єкту типу dictionary, який містить параметри точки:
    a. SSMAX
    b. IFUNRN
    c. NOTINF
    d. SSI

Традиційно в Вагенінгені пропонуються до використання імітаційні моделі прогнозування врожайності, включаючи повний вихідний код. PCSE не є винятком, і його вихідний код відкритий та ліцензований за публічною ліцензією Європейського Союзу. PCSE працює на Python 2.7+ та 3.2+ і має гідне тестове охоплення впровадження біофізичних процесів.

4.3 Програмна реалізація методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин

Метод оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин була програмно реалізований на мови програмування Python. Був розроблений набір сценаріїв, що дозволяє здійснювати завантаження та обробку супутникових даних, навчання моделі для отримання карт класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур, моделювання процесу розвитку сільськогосподарських культур за допомогою біофізичної моделі CGMS, аналізу трендів зміни індексу вегетації

та побудови карт продуктивності землі. Структурна схема роботи розроблених сценаріїв наведена на рис. 4.5.

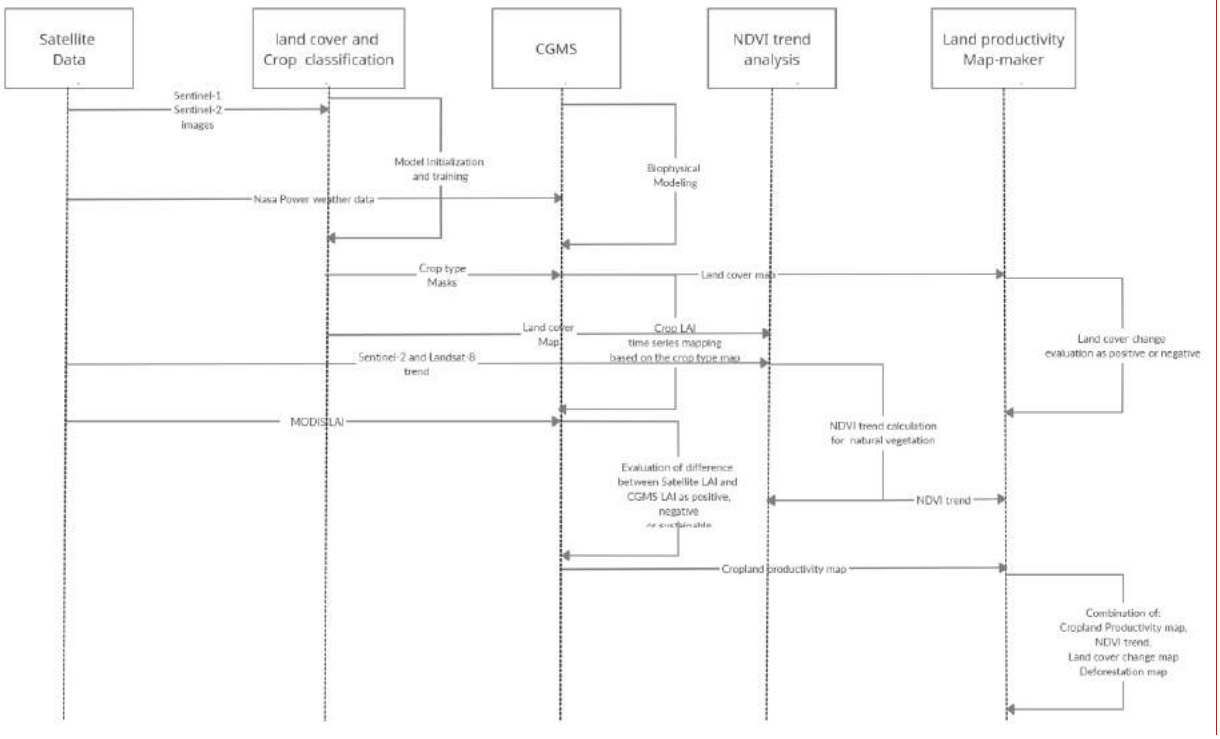

Рисунок 4.5 - Структурна схема роботи розроблених сценаріїв програмної реалізації методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин

Першим сценарієм є модуль завантаження та обробки супутникових даних. За допомогою бібліотеки sentinelhub він проводить пошук наявних супутникових даних Sentinel-2 та Sentinel-1 для території інтересу. Після цього здійснюється завантаження цих даних та їх обробка за допомогою програмного забезпечення, що надається Європейським Космічним Агентством, SNAP та Sen2Core. Дані LAI MODIS завантажуються із сховищ Google Earth Engine. Даний сценарій формує покриття території інтересу композитами супутникових даних, що використовуються.

Другий сценарій проводить навчання моделі нейронної мережі багатошарового перцептору для класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур на основі супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2 та наземних навчальних даних. Результатом роботи даного сценарія є карта класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур для території інтересу з просторовим розрізненням 10 м, що містить всі мажоритарні сільськогосподарські класи.

Третій сценарій дозволяє проводити біофізичне моделювання розвитку рослин за допомогою просторової моделі CGMS. Цей сценарій використовує реалізацію моделі WOFOST, що запускається у режимі “Water Limited”, який відповідає за моделювання розвитку рослин у погодних умовах кожної точки сітки моделювання. Після завершення моделювання відбувається агрегація щоденних вимірів у медіанні місячні виміри та запис часового ряду у векторний шар полігонів моделювання. Після цього на основі карти класифікації сільськогосподарських культур з усіма мажоритарними класами відбувається формування растрової карти LAI, змодельованого за допомогою CGMS. Для цього векторний шар полігонів моделювання накладається на карту класифікації і для кожного пікселя на карті формується відповідний часовий ряд значень LAI для класу пікселя та запис цих значень у растрову карту. Таким чином отримується 12-канальна растрова карта змодельованого LAI для території інтересу з просторовим розрізненням, рівним просторовому розрізненню вхідної карти класифікації.

Четвертий сценарій дозволяє проводити аналіз часових рядів трендів вегетації NDVI отриманих із супутникових даних, за методологією побудови карти продуктивності для індикатору цілі сталого розвитку 15.3.1. Даний модуль на основі часового ряду супутникових даних дозволяє проводити побудову річного композиту максимальних значень індексу вегетації NDVI, отриманого на основі супутникових даних Sentinel-2 та Landsat-8 та визначає

тренд, навчаючи регресійну модель залежності річного максимального значення індексу вегетації та року. Таким чином коефіцієнт регресії при залежній змінній визначає тренд продуктивності землі.

П’ятий сценарій об’єднує карту продуктивності, отриманої за допомогою аналізу тренду індексів вегетації та дані біофізичного моделювання. По-перше формується карта продуктивності на основі моделі CGMS, як інтеграл різниці місячних максимальних значень супутникових вимірів LAI та змодельованих значень LAI для кожного пікселя карти класифікації. Після цього значення продуктивності мажоритарних класів сільськогосподарських земель записується в результуючу карту як отриманий показник продуктивності на основі моделі CGMS. Для всіх інших класів земного покрову записується значення із карти, отриманої за допомогою аналізу трендів індексу вегетації NDVI. Останнім кроком є маскування на результуючій карті продуктивності класів водних об'єктів та штучних об'єктів.

4.4 Програмна реалізація та тестування методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних

Для підвищення зручності практичного використання інформаційної технології для її реалізації було використано модульний підхід. В її склад входять наступні функціональні модулі.

– Модуль завантаження та обробки даних.

– Модуль підготовки даних для навчання (навчальної вибірки).

– Модуль обробки даних із використанням нейронної мережі.

– Модуль пост-обробки результатів.

Модуль завантаження та обробки даних. Перший етап розробленої технології – завантаження та обробка супутникових даних. Модуль, який виконує відповідні дії, містить конфігураційні файли з географічними

координатами точок, які задають геопросторовий багатокутник території інтересу, а також частоту оновлення інформації. Цей багатокутник використовується для пошуку відповідних супутникових даних Sentinel-1 та Sentinel-2. Для цього використовується програмна бібліотека «Sentinel Hub» (мова програмування Python). Частота оновлення інформації задає період часу, який використовується для пошуку даних. Після цього здійснюється пошук даних супутника Sentinel-2 із хмарним покривом менше 40%. У випадку, якщо неможливо сформувати покриття всієї території, що представляє інтерес, оптичними знімками, формується покриття території лише радіолокаційними даними. Якщо частина території, що представляє інтерес, або вся територія охоплюється супутниковими даними декілька разів, у відповідних областях проводиться злиття даних, які перетинаються, шляхом підрахунку медіанного значення для кожного пікселя.

Процес попередньої обробки оптичних зображень проводиться із застосуванням програмного забезпечення Sen2Core. Попередня обробка включає атмосферну корекцію, радіометричну корекцію та маскування хмар. Процес попередньої обробки даних SAR проводиться із використанням програмного забезпечення SNAP та включає фільтрацію за допомогою Refined Lee Filtering [145], калібрування та радіометричну корекцію.

Вихідними даними модуля є 6-канальні (за наявності оптичних зображень Sentinel-2) або 2-канальні (за їх відсутності) зображення, які повністю охоплюють територію, що представляє інтерес, та зберігаються у хмарному сховищі AWS S3.

Модуль підготовки даних для навчання (формування навчальної вибірки). Цей модуль відповідає за формування навчальної та валідаційної вибірок для навчання нейронної мережі для сегментації зображень. Модуль завантажує збережені попереднім модулем зображення, які охоплюють територію інтересу, і ділить ці зображення на велику кількість патчів

(зображень) розміром 224×224 пікселя з кроком 112 пікселів. Модуль використовує маску з навчальними даними, яка також вирізається паралельно. Необхідною умовою для можливості використання патча в навчальній вибірці є наявність на ньому принаймні 1% області вирубки лісу. Сама маска або формується шляхом растеризації векторного файлу з полігонами вирубки, або є результатом минулих запусків моделі.

Модуль обробки даних із використанням нейронної мережі. Цей модуль відповідає за ініціалізацію нейронної мережі, її навчання та побудову карти вирубок лісів з її використанням.

Перший етап пов’язаний з ініціалізацією моделі. Опис нейронної мережі, яка використовується у цьому дослідженні для сегментації зображень, наведено в розділі 3.3. Нейронна мережа навчається на навчальній вибірці, сформованій з використанням попереднього модуля.

Результати роботи моделей, навчених на попередніх ітераціях, використовуються для навчання моделі на поточній ітерації. Для цього використовується метод регуляризації Label smoothing [146].

Вихідними даними цього модуля є геопросторове растрове зображення, яке охоплює територію інтересу. Навчена нейронна мережа (або їх ансамбль), використовується для сегментації супутникових зображень, при цьому зображення діляться на патчі розміром 224×224 пікселя з кроком 112 пікселів. Кожний патч сегментується за допомогою нейронної мережі, результати сегментації записуються у вихідне геопросторове зображення.

Модуль пост-обробки результатів. Модуль постобробки призначений для формування фінальних результатів роботи системи виявлення вирубок лісу. Растрова карта класифікації, отримана на попередньому етапі, переводиться у векторну форму за допомогою методів векторизації, наприклад, реалізованих у програмній бібліотеці OGR (мова програмування Python).

При використанні на попередніх етапах растрових зображень середнього просторового розрізнення часто виникають ситуації, коли полігони, які описують сегментовані ділянки на відповідних векторних картах, отриманих з таких зображень, мають області перетину. Наявність таких областей перетину створює проблеми, зокрема при використанні в деяких настільних ГІС-системах. Для вирішення цієї проблеми можна скористатись методами геометричної корекції зображень (наприклад, реалізовані у програмній бібліотеці OGR).

Наступним етапом, реалізованим у цьому модулі, є актуалізація вирубок. Для цього полігони, класифіковані як вирубки, порівнюються з аналогічно класифікованими полігонами, виявленими на знімках за попередні дати. Порівняння проводиться шляхом обчислення різниці між двома відповідними полігонами. Якщо різниця є незначною порівняно із загальною площею полігону, вона розцінюється як випадкова зміна геометрії полігону, спричинена особливостями растрових зображень (наприклад, зашумленістю). Якщо різниця значна, відповідна територія вважається територією, на якій продовжується вирубка лісу. Якщо полігон не перетинається з жодним полігоном за попередні дати, відповідна територія є територією нової вирубки лісу.

Вихідними даними цього модуля є дві множини полігонів: перша містить нові вирубки лісу, знайдені в результаті обробки поточних супутникових зображень, друга – усі вирубки, знайдені в результаті обробки всіх супутникових зображень за весь час використання розробленої інформаційної технології.

4.4.1 Досліджуваний регіон

Україна є найбільшою країною, повністю розташованою в Європі. При цьому більша частина території (68%) використовується для сільського господарства. Станом на 2019 р. за офіційною статистикою Державного агентства лісових ресурсів України площа лісів в Україні становить 95 739 км^2, тобто ліси становить 15,9% території. 73% українських лісів перебувають на державному балансі.

Згідно з офіційною статистикою, обсяг незаконної вирубки в 2019 році становив 118 000 м^3. Суттєвою проблемою України є відсутність контролю за вирубками. Як наслідок, дозвіл на проведення вирубок часто отримують незаконно, надаючи недостовірну інформацію.

Київська область, на якій проводилась апробація розробленого методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних, розташована на півночі України в басейні середньої течії ріки Дніпро. Площа області становить 28 131 км^2. Поверхня області – горбиста рівнина із загальним нахилом до долини Дніпра. За характером місцевість поділяється на три частини. Північну частину займає Поліська низовина (висота до 198 м). Лівий берег займає Дніпровська низовина з розвиненими річковими долинами. Південно-західну частину займає Придніпровська височина – найбільш розчленована і піднесена частина області з абсолютними висотами до 273 м. Клімат помірно континентальний, помірний, з достатньою вологістю.

Загальна площа лісового фонду області становить 675,6 тис. га. Північна частина регіону характеризується масивами хвойних та змішаних лісів, великими площами трав і заболочених територій. На півдні переважають листяні ліси (дуб, граб, ясен, вільха, липа), чагарники та луки. Область розташована в межах двох природних зон: змішаних лісів (Київське Полісся) та лісостепу. На півночі області переважають недреновані перезволожені і

заболочені, поліські алювіально-зандрові і терасні комплекси, на півдні – луково-степові височинні розчленовані і терасні комплекси, а також лісостепові височинні розчленовані природно-територіальні комплекси. В області – 77 територій і об'єктів природно-заповідного фонду (загальна площа – 80,3 тис. га) [147].

За даними Global Forest Watch, з 2001 по 2020 рр. Київська область втратила 103 тис. га лісових площ, що становить 14% втрат порівняно з 2000 р. [148].

4.4.2 Супутникові дані

Для експериментів використовувались 2 зображення з супутника Sentinel-1 з відносною орбітою 87 для 28.08.2020 та 08.12.2020 та 1 зображення з супутника Sentinel-2 35UQS для 30.08.2020. Оптичні зображення оброблялись за допомогою програмного забезпечення Sen2Core. Процес обробки включав наступні операції: атмосферну корекцію, радіометричну корекцію та створення маски хмарності. Дані Sentinel-1 оброблялись з використанням програмного забезпечення SNAP. Процес обробки включав наступні операції: фільтрацію за допомогою Refined Lee Filtering [145], калібрування та радіометрична корекція.

На рис. 4.6 наведено приклад вирубки лісу на двоканальному зображенні Sentinel-1 (канали – поляризація VV та VH) та оптичному RGB-зображенні Sentinel-2. Зображення Sentinel-1 і Sentinel-2 мають просторове розрізнення 10 м. Такі супутники належать до супутників середнього просторового розрізнення, проте такого розрізнення достатньо для точного виявлення як стандартних вирубок (2-3 га), так і досить невеликих вирубок (0,2-0,5 га) для території України. Серед всіх супутникових даних, які є у безкоштовному

відкритому доступі, зазначені супутники мають найбільш оптимальні характеристики.

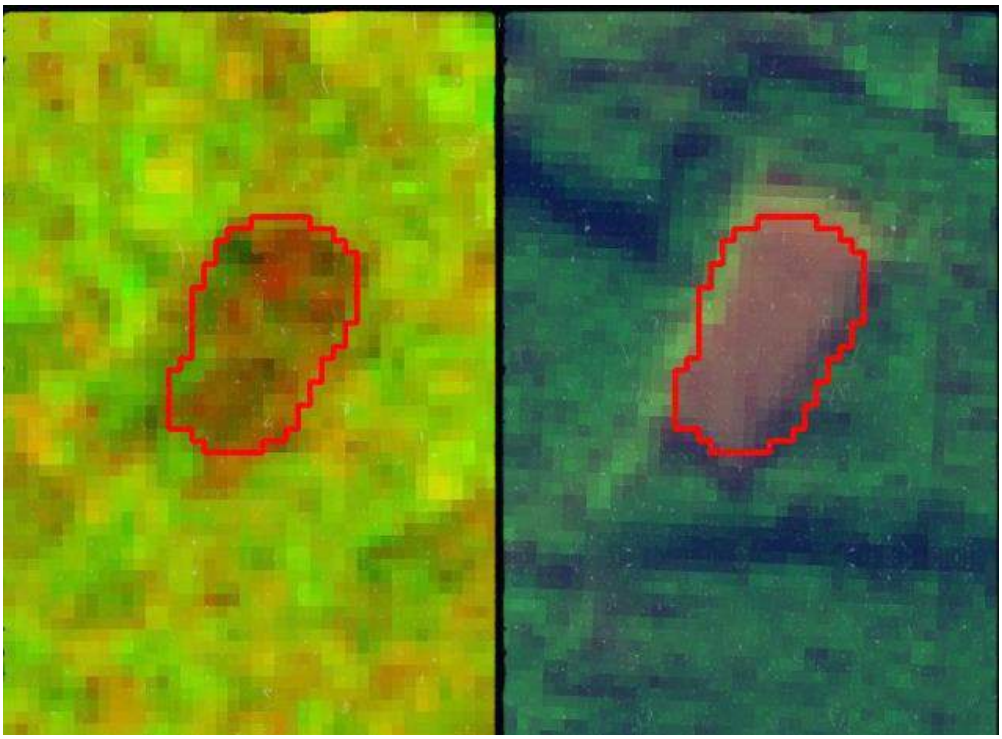

Рисунок 4.6 - Приклади вирубки лісу на зображеннях Sentinel-1 (ліворуч) та Sentinel-2 (праворуч)

Sentinel-2 – це оптичний супутник, який робить знімки земної поверхні у видимому і невидимому спектрі та має 12 каналів. Цей супутник часто використовується для класифікації земного покриву [149], моніторингу врожайності [150]–[153], а також для досліджень лісів та інших екологічних досліджень. У даному проекті для виявлення вирубок лісів в Україні використовуються червоний, зелений, синій та ближній інфрачервоний канали. Дані цього супутника оновлюються кожні 5 днів для України, але їх якість (як і всіх оптичних супутникових знімків) залежить від погодних умов. У похмурі дні або взимку зображення з цього супутника не можуть вважатись якісними для задач виявлення вирубок.

Sentinel-1 представляє собою радіолокаційний супутник із синтетичною апертурою (SAR), який використовує принцип активного випромінення для отримання характеристик земної поверхні. Цей супутник часто використовується для аналізу наслідків стихійних лих, пов’язаних з погодою [154]–[155], а також для моніторингу у сфері сільського господарства [156] та виявлення змін поверхні суші. Для виявлення вирубок у цьому дослідженні використовується поляризація VV та VH у вигляді двоканального зображення, яке є результатом обробки даних (з етапом фільтрації за допомогою ковзного вікна невеликого розміру) та корекції рельєфу. Дані цього супутника оновлюються кожні 6 днів і не залежать від погодних умов (наявності хмарності). Особливості відбиття сигналу від лісового покриву та не покритою рослинністю землі відрізняються влітку та взимку, але сезонність істотно не впливає на можливість класифікації на зазначені класи. Таким чином, дані з цього супутника дозволяють виявляти вирубки лісів незалежно від пори року та погоди.

Як показує сучасна практика дистанційного зондування Землі, використання зображень Sentinel-2 дають якісні результати для задач класифікації земного покриву та виявлення таких змін земного покриву як вирубка лісів. У [157] показано, що Sentinel-2 дає більшу точність для літніх та весняних знімків порівняно з Sentinel-1. Однак на зимових та осінніх знімках через відсутність рослинності, особливості погодних умов та снігового покриву використання цього супутника недоцільне. Тому, незважаючи на те, що дані із супутника Sentinel-1 є більш зашумленими і дають меншу точність у задачах виявлення вирубок, поєднання двох супутників дає можливість покращити результат. Тому, якщо територія, що представляє інтерес, покривається зображеннями оптичного спектру із ступенем захмареності менше 40%, пропонується використання даних обох супутників, а якщо зазначена умова не виконується — лише даних Sentinel-1.

4.4.3 Навчальна та тестова вибірки

Достовірно відомі (ground truth) зразки вирубок лісів були отримані на основі фотоінтерпретації супутникових знімків у ручному режимі. Всього було одержано 3507 полігонів вирубок. При цьому тестова та навчальна вибірки географічно рознесені. Для тестової вибірки було відібрано 2011 полігонів з набору «ground truth». На рис. 4.7 показано розташування «ground truth»-полігонів на зображенні Sentinel-2.

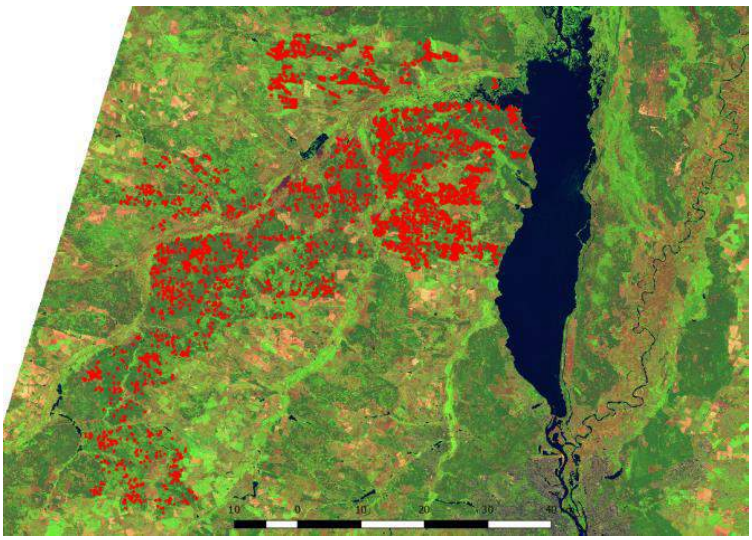

Рисунок 4.7 - Розташування «ground truth»-полігонів на зображенні з Sentinel-2

На рис. 4.8 наведено приклад отриманої карти вирубок. Можна побачити, що запропонований підхід працює на різних типах лісів (листяних, хвойних або змішаних), на різних місцевостях та в екосистемах з різною кількістю водних ресурсів.

На рис. 4.9 наводиться приклад території лісу зі значною кількістю вирубок, виявленої з використанням нейронної мережі. Візуальний аналіз отриманих карт вирубок показує, що нейронні мережі дозволяють якісно

виконувати сегментацію зображень на класи «вирубки лісу», та «не вирубки лісу», причому як у випадках одиничних вирубок, так і їх скупчень.

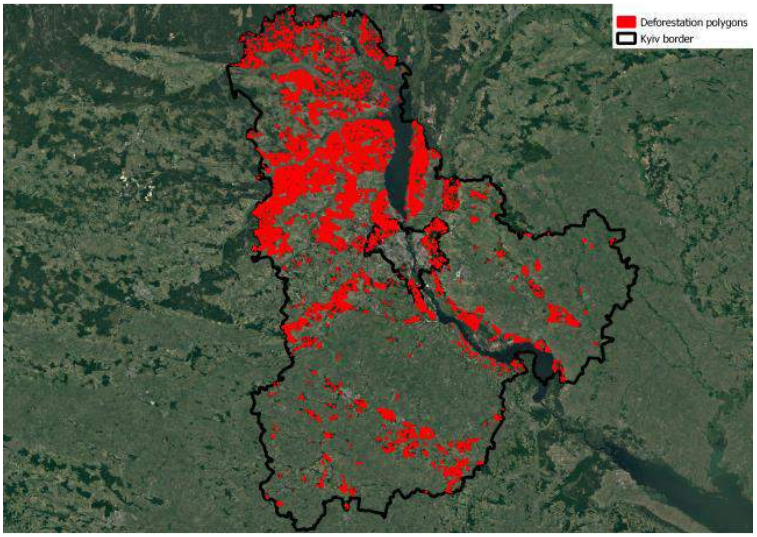

Рисунок 4.8 - Карта вирубок лісів на території Київської області, отримана із використанням моделей глибокого навчання

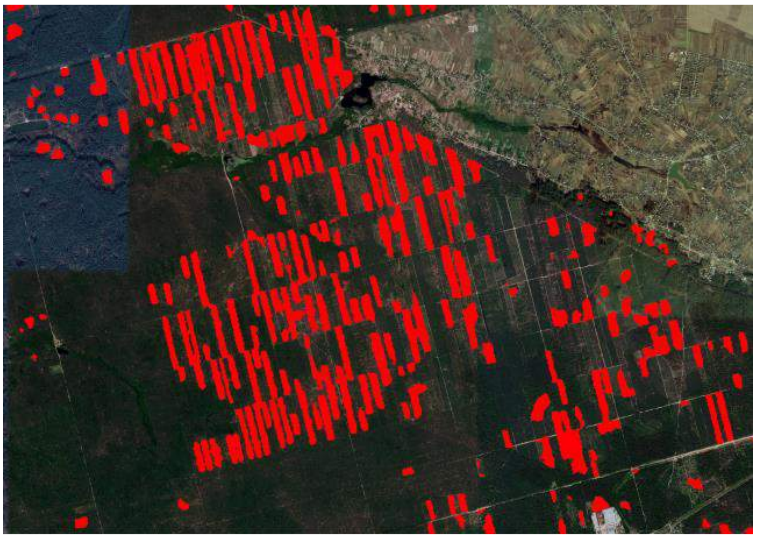

Рисунок 4.9 - Приклад території лісу зі значною кількістю вирубок, які були виявлені з використанням нейронної мережі

Варто також зазначити, що запропонований метод сегментації відносить до різних класів знайдені раніше вирубки лісу, на яких на даний момент росте

молодий ліс, та вирубки лісу без деревного покриву. Це є коректним, адже такі ділянки представляють собою ділянки лісу, відновлені після вирубок.

4.5 Програмна реалізація та тестування комплексного методу визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель

Запропоновано комплексний метод визначення деградації земель, суть якого полягає в тому, що кількісні показники деградації земель обчислюються різними способами для сільськогосподарських земель, необроблюваних земель (grassland) та лісів, після чого виконується конвертація обчислених показників до єдиної множини значень. На основі зазначеного комплексного методу розроблено відповідну інформаційну технологію та її програмну реалізацію, опис якої наведено нижче.

4.5.1 Програмна реалізація

Архітектура програмної реалізації (ПЗ) запропонованого комплексного метода є сервіс-орієнтованою та в цілому аналогічна архітектурі програмної реалізації інформаційної технології виявлення вирубок лісу. Взагалі вибір архітектури та особливості реалізації складових частин ПЗ зумовлені значними обсягами вхідних, проміжних та вихідних даних та суттєвою обчислювальною складністю методів їх обробки. З іншої сторони, наявність супутникових даних у відкритому доступі та зацікавленість міжнародних організацій, державних органів, приватних компаній у їх використанні для розв’язання прикладних задач зумовила суттєвий розвиток відповідних інформаційних технологій і, як наслідок, наявність ефективних засобів для

розв’язання конкретних прикладних задач, так чи інакше дотичних до науково-практичної області дистанційного зондування Землі.

На даний момент програмно-апаратною архітектурою, яка показує високу ефективність (“state-of-the-art”) є архітектура, що базується на використанні хмарних сервісів. На рис. 4.10 наведено архітектуру, яку використано для розв’язання задач проекту.

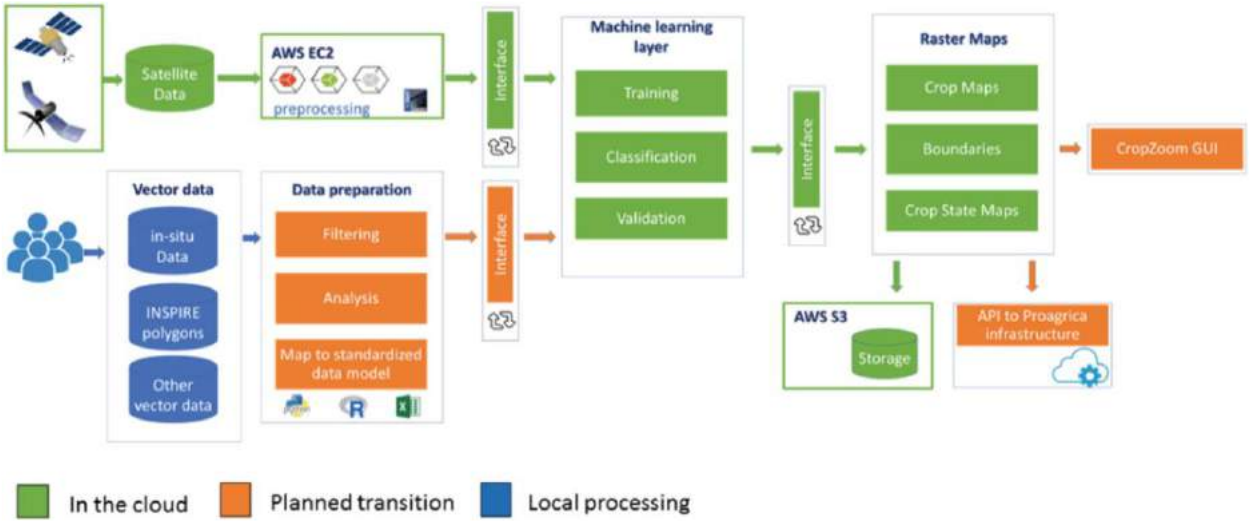

Рисунок 4.10 - Діаграма компонентів системи класифікації сільськогосподарських культур

Беручи до уваги великий обсяг супутникових даних, необхідних для класифікації земного покриву, а також з метою зменшення часу завантаження супутникових зображень, доцільно розгорнути систему класифікації в хмарному середовищі (наприклад, Amazon, де дані супутників Sentinel-1 та Sentinel-2 доступні безкоштовно).

Потоки даних (data flow). Схема потоків даних відповідає загальній схемі комплексного метода, наведеній на рис. 3.8.

Як видно зі схеми (рис. 3.8), вхідними даними є супутникові дані (у цьому дослідженні використовуються дані Sentinel-1 та Sentinel-2) і

метеорологічні дані (для CGMS, із використанням якого розраховуються «ідеальні» індекси LAI). Проміжними даними є карта класифікації і карти деградації окремо для кожної групи: сільськогосподарські землі, необроблювані землі (grassland), ліси. Вихідними даними є загальна карта деградації території, що представляє інтерес.

4.5.2 Тестування

Розроблений комплексний метод визначення деградації земель було протестовано на території Київської області. Результат роботи – карту деградації Київської області – наведено на рис. 4.11. Результати роботи розробленого комплексного метода є задовільними.

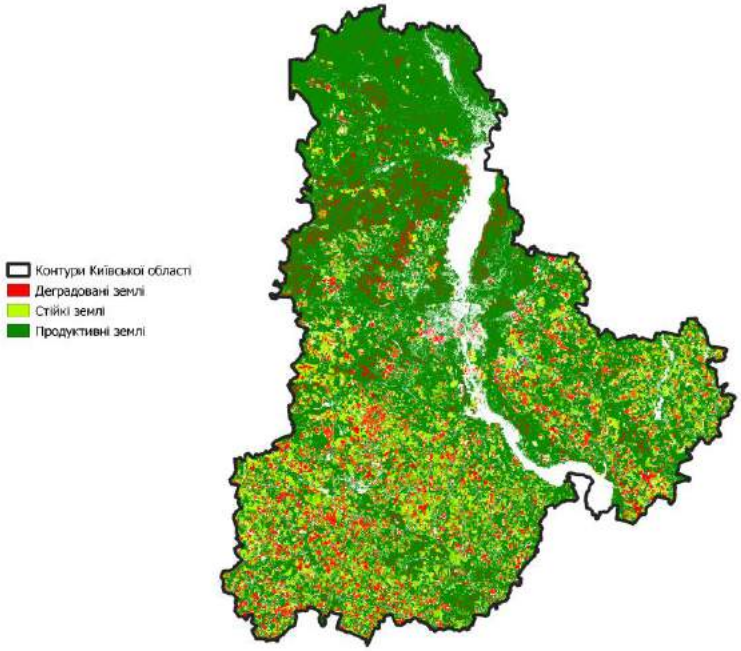

Рисунок 4.11 - Карта деградації території Київської області, побудована із використанням розробленого комплексного метода визначення деградації земель

В даному розділі розроблено програмні реалізації методів фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель, виявлення вирубок лісу на основі нейронної мережі, комплексного метода визначення деградації земель, яка об’єднує окремі програмні компоненти. Було розгорнуто та відкалібровано систему для оцінки продуктивності сільськогосподарських земель на основі моделей біофізичного моделювання розвитку рослин.

Наводяться результати тестування програмної реалізації метода фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель та методу оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин. Наведено опис програмної реалізації методу виявлення вирубок та деградації лісу на основі супутникових даних із використанням нейронних мереж архітектури U-Net та її модифікації, а також результати тестування зазначеної програмної реалізації.

5 ВИЗНАЧЕННЯ МЕТРИК ЯКОСТІ МОДЕЛЕЙ, АНАЛІЗ ТОЧНОСТІ МЕТОДІВ, ПРОВЕДЕННЯ ЧИСЕЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

Наступним після виконання програмної реалізації запропонованого підходу та його складових частин етапом наукових досліджень є проведення аналізу точності та калібрування методів визначення деградації землі; проведення чисельних експериментів для оцінки точності розроблених методів. Для цього необхідно визначити метрики якості, програмно реалізувати процедури валідації, провести відповідні розрахунки.

Запропоновано оцінювати деградацію земель окремо для сільськогосподарських площ та лісів. Для оцінювання точності отриманих геопросторових продуктів можуть бути використані метрики оцінювання якості, які розглядаються в підрозділах нижче.

5.1 Визначення метрик якості моделей та аналізу точності розроблених методів

Метрики оцінювання якості карт класифікації. Порівняння статистичних даних із отриманими площами посівів за супутниковими даними здійснювалось з використанням метрики статистичного аналізу коефіцієнта кореляції r:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(s_i - s)(p_i - p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(s_i - s)^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(p_i - p)^2}},$$

де s_i – площа сільськогосподарських культур за супутниковими даними, p_i – площа за статистичними даними, s і p – середнє арифметичне за статистичними та супутниковими даними відповідно, n – кількість регіонів.

Для оцінки точності також був використаний коефіцієнт детермінації R^2 між статистичною площею основних культур і площею за супутниковими даними:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(p_i - \hat{s}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(p_i - p)^2}.$$

Крім того, стандартними характеристиками якості методів класифікації є матриця невідповідності

$$C = \{n_{ij} \mid i, j = 1..N\},$$

де N – кількість класів, n_{ij} – кількість елементів i-го класу валідаційної вибірки, класифікованих як j, а також точність користувача (UA), точність виробника (PA), загальна точність (OA), які можуть бути обчислені на основі матриці невідповідності:

$$PA_j = \frac{n_{jj}}{n_{+j}}, \quad UA_i = \frac{n_{ii}}{n_{i+}}, \quad OA = \frac{\sum_{k=1}^{N} n_{kk}}{M}, \tag{1.1}$$

де $n_{+j} = \sum_{i=1}^{N} n_{ij}$, $n_{i+} = \sum_{j=1}^{N} n_{ij}$, M – кількість елементв у валідаційній вибірці.

Метрики оцінювання якості карт продуктивності. Кількісною характеристикою є коефіцієнт кореляції r між значеннями індексу LAI, отриманими за допомогою моделювання із використанням програмного фреймворку CGMS, та результатами прямих наземних вимірів індексу LAI, зібраними безпосередньо на сільськогосподарсбких полях. При цьому тестові поля для здійснення вимірів LAI обираються на території тестових полігонів JECAM (Joint Experiment of Crop Assessment and Monitoring – міжнародної мережі полігонів сільськогосподарського призначення) [158]. (Мережа полігонів JECAM наведена на рис. 5.1; розташування тестового полігону

JECAM в Україні наведено на рис. 5.2.) Це зумовлено тим, що Україна на протязі останніх 10 років бере активну участь у міжнародних експериментах по кросвалідації даних наземних вимірів та геопросторових продуктів, які отримуються на їх основі.

Рисунок 5.1 – Мережа полігонів JECAM [159]

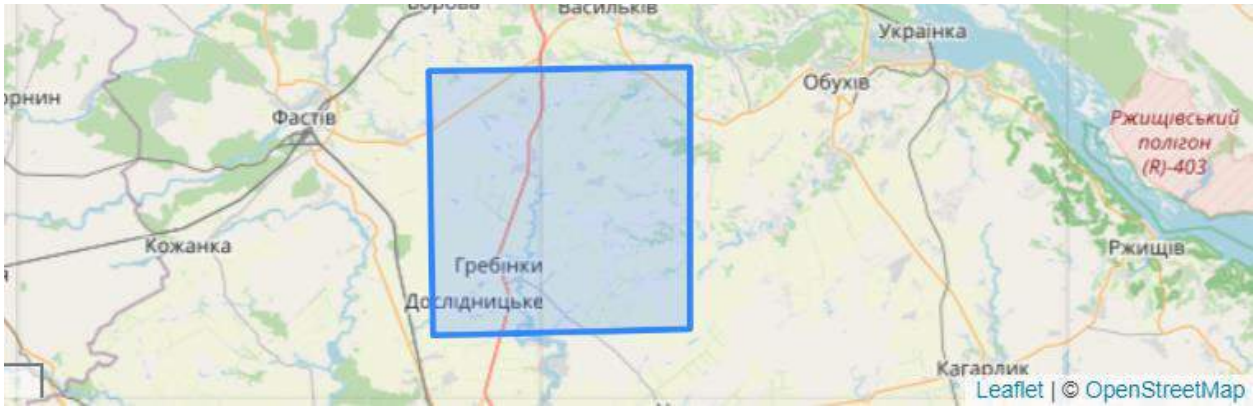

Рисунок 5.2 – Розташування тестового полігону JECAM в Україні

Для здійснення наземних вимірів індексу LAI було використано наступний підхід [161]:

1) обрати сільськогосподарські культури, які представляють інтерес;
2) для кожної культури сформувати перелік полів, на яких буде проводитись збір in situ;
3) на кожному полі: у декількох точках (12-13 штук) провести фотографування у позиції «зверху вниз вертикально» для невисоких культур (пшениця, соя) або «знизу вгору вертикально» для високих культур (кукурудза, соняшник) із використанням цифрового фотоапарату з об'єктивом типу fish-eye з кутом огляду 180°;
4) для кожного знімку обчислити значення індексу LAI за допомогою програмного продукту CAN-EYE [162], [163];
5) систематизувати отримані наземні виміри (GPS-координати тестової точки, тип культури, дата, обчислений індекс LAI) шляхом їх запису в таблицю (наприклад, .xls) або в .shp-файл з додаванням відповідних колонок.

Метрики оцінювання якості карт вирубок лісу. Для оцінювання якості отриманої маски вирубок використано глобальний продукт, створений фахівцями університету штату Мериленд [164], який порівняно з отриманою картою вирубок для території Кіиївської області.

Оцінка точності роботи нейронної мережі для виявлення вирубок. Для оцінки точності моделі (нейронної мережі U-Net) використовуються такі характеристики: IoU (intersection over union), точність користувача (UA, або помилка I роду), точність виробника (PA, або помилка II роду) та критерій *F*1-score, який є комбінацією UA та PA.

Усі зазначені показники були розраховані лише для класу «вирубка лісу". Слід зазначити, що, в процесі оцінювання точності результату класифікації, отриманого на основі використання нейронної мережі U-Net, є

те, що для її навчання було використано результати фотоінтерпретації супутникових даних високої роздільної здатності. При такому підході форма і площа розрахункових полігонів не повністю співпадають з реальними прикладами вирубок. Тому для підвищення точності входних даних, які використано для навчання мережі, були застосовані збільшені межі крайових меж полігонів. Інша проблема, яка призводить для зниження точності, це кут сонця, який є різним за різні роки. Цей кут створює ефект затінення для тих частин територій, які не вкриті високою рослинністю, і приховують її в тіні. Найнижчу точність зазвичай оцінюють взимку, коли кут сонця є найменшим, а метеорологічні умови призводять до відсутності оптичних зображень. В свою чергу карти на основі радарних зображень SAR мають ще одну проблему, яка називається «тінню» SAR [165]. Зазвичай це можна побачити на нерівнинних територіях суші, коли пагорби або гори затіняють окремі ділянки суші, що знижує точність виявлення рубок на них.

Тестування різних функцій втрат. Часто для задач сегментації більш ефективним шляхом є навчання нейронної мережі з підвищенням коефіцієнта точності, в ролі якого можливо використовувати функцію втрат Жаккарда (Jaccard loss). У такому разі необхідно мінімізувати її значення [166], [167], а не зі зменшенням загальної CE:

$$Jaccard = 1 - \frac{1}{N_c}\sum_{c=1}^{C}\frac{Y_c \cap P_c}{Y_c \cup P_c}.$$

Іншим варіантом для задач сегментації з незбалансованим розподілом зразків у навчальній вибірці є функція втрат Dice loss, яку можна обчислити двома способами:

$$Dice = 1 - \frac{2}{N_c}\sum_{c=1}^{C}\frac{|Y_c \cap P_c|}{|Y_c|+|P_c|}, \text{ або } Dice = 1 - \frac{2}{N_c}\sum_{c=1}^{C}\frac{\alpha_c |Y_c \cap P_c|}{\alpha_c(|Y_c|+|P_c|)},$$

де α_c – коефіцієнт, що характеризує ступінь впливу класу (як правило задають $\alpha_c = 1$ або $\alpha_c = \frac{N_c}{N}$).

5.2 Програмна реалізація сценаріїв оцінки якості моделей та точності методів

Оцінка якості карт класифікації. Кількісною характеристикою для задач класифікації може бути матриця невідповідності (confusion matrix), на основі якої у свою чергу можуть бути обчислені характеристики PA, UA, OA.

Для розрахунку матриці невідповідності було розроблено сценарій на мові програмування Python із використанням API-інтерфейсу програмної бібліотеки sklearn. Матриця невідповідності розраховується за допомогою функції metrics.confusion_matrix() зазначеної бібліотеки. Вхідними даними сценарію є два масиви: «справжніх» класів елементів валідаційної вибірки (ground truth) і класів, обчислених в процесі класифікації. Вихідними даними – матриця невідповідності.

PA, UA, OA обчислюються на основі отриманої матриці невідповідності за формулами (1.1).

Оцінка якості карт продуктивності. Методика валідації (описана в розділі 5.4) основана на аналізі графіків часової (по місяцям) залежності індексів in-situ LAI, CGMS LAI, MODIS LAI. Зазначена методика включає в себе формування вибірок відповідних індексів LAI з подальшою їх візуалізацією у вигляді графіків. Ці операції можуть бути виконані, наприклад, в Microsof Excel.

Оцінка якості карт вирубок. В якості метрик використано характеристики PA, UA, F1-score, IoU, які обчислюються за допомогою

скрипта на мові програмування Python із використанням програмної бібліотеки sklearn.

5.3 Калібрування моделі біофізичного росту рослин та її валідація за допомогою співставлення з наземними та супутниковими даними

Невід'ємною частиною системи CGMS є біофізична модель WOFOST [168]–[171], яка використовується для моделювання розвитку сільськогосподарських посівів, а саме розрахунку загальної біомаси (кг/га), продуктивної біомаси (кг/га), індексу листової поверхні (Leaf Area Index – LAI), стадії розвитку та відносної вологості ґрунту. Для коректного опису цього процесу в конкретних географічних регіонах необхідно провести калібрування цієї моделі, тобто адаптувати її для використання у зазначених регіонах [172]. Адаптація передбачає обчислення оптимальних для конкретного регіону значень певних коефіцієнтів, що використовуються у системі CGMS для моделювання розвитку рослин.

Усі коефіцієнти моделі WOFOST поділяються на дві групи: одні, пов'язані з фізичними процесами, які відбуваються у рослинах, інші – з впливом локальних чинників розвитку сільськогосподарських культур. Для першої групи коефіцієнтів необхідне проведення досить складних натурних експериментів, які виходять за рамки наукової галузі нашого дослідження.

Для другої групи коефіцієнтів, які визначають фенологічний розвиток і включають T_{SUMEM} (сума температур від дати посіву до сходів), T_{SUM1} (сума температур від сходів до цвітіння) та T_{SUM2} (сума температур від цвітіння до дозрівання). В [172] були розраховані відповідні значення за фенологічними даними, отриманим з агрометеорологічних постів та станцій мережі Гідрометцентру України за період 2000–2015 рр. за п'ятьма основними

сільськогосподарськими культурами (озима пшениця, кукурудза, ярий ячмінь, соя та соняшник). Як приклад, у табл. 5.1 наведено кількість спостережень для розрахунку зазначених коефіцієнтів для посівів озимої пшениці [172].

Таблиця 5.1 – Фенологічні дані, що використовуються для розрахунку значень T_{SUMEM}, T_{SUM1}, T_{SUM2} для посівів озимої пшениці за період 2000–2015 р. (з [172])

Область	Кількість станцій	Фаза фенологічного розвитку (коди BBCH [173])				Кількість спостережень
Черкаська	6	00	09	65	89	168
Чернівецька	2	00	09	65	89	29
Чернігівська	3	00	09	65	89	43
Дніпропетровська	6	00	09	65	89	193
Донецька	8	00	09	65	89	235
Житомирська	2	00	09	65	89	43
Івано-Франківська	2	00	09	65	89	39
Київська	5	00	09	65	89	131
АР Крим	11	00	09	65	89	206
Волинська	4	00	09	65	89	93
Львівська	5	00	09	65	89	102
Луганська	7	00	09	65	89	156
Миколаївська	8	00	09	65	89	184

Одеська	9	00	09	65	89	254
Полтавська	6	00	09	65	89	100
Рівненська	2	00	09	65	89	40
Сумська	4	00	09	65	89	90
Тернопільська	4	00	09	65	89	101
Вінницька	5	00	09	65	89	118
Харківська	7	00	09	65	89	183
Херсонська	7	00	09	65	89	156
Хмельницька	5	00	09	65	89	128
Закарпатська	2	00	09	65	89	30
Запорізька	6	00	09	65	89	124

Для оцінки T_{SUMEM} в [172] пропонується оцінювати ефективну добову температуру (T_{eff}), необхідну для розвитку посівів з дати сівби (код BBCH00 [173]) до сходів (код BBCH09 [173]). Ефективна добова температура T_{eff} розраховується як

$$T_{eff} = T - T_{base},$$

де T_{base} = 0℃ для озимої пшениці, T_{base} = 10℃ для кукурудзи, T_{base} = 0℃ для ярового ячменя, T_{base} = 7℃ для сої, T_{base} = 3℃ для соняшника [172].

Значення коефіцієнтів T_{SUM1} і T_{SUM2} розраховуються як сума T_{eff} від стадії сходів рослин (BBCH09) до цвітіння (BBCH65), та від BBCH65 до стадії дозрівання (BBCH89) відповідно:

$$T_{SUM} = \sum_{i=1}^{d} T_{eff},$$

де d – день року, який відповідає конкретній стадії фенологічного розвитку,

$$T_{eff} = \begin{cases} 0, T < T_{base} \\ T - T_{base}, T_{base} \le T \le T_{effmx} \\ T_{effmx}, T > T_{effmx} \end{cases},$$

де T_{effmx} – максимальна ефективна температура для розвитку посівів (для озимої пшениці, кукурудзи, ячменю T_{effmx} = 30℃, для соняшнику T_{effmx} = 32℃, для сої T_{effmx} = 22℃) [172].

Для озимої пшениці T_{SUMEM} і T_{SUM1} розраховуються з фактичної дати сівби, і враховують умови розвитку восени. Такий підхід відрізняється від підходу до розрахунку T_{SUM1}, наприклад, у CGMS-Europe в Об'єднаному центрі JRC, де моделювання починається з 1 січня і не враховує умови зростання восени [172].

5.3.1 Калібрування для України

Калібрування моделі CGMS полягає у підборі оптимальних параметрів T_{SUM1} та T_{SUM2} наступним чином:

1. Задається максимально допустима похибка між датами цвітіння і зрілості. Як правило вона складає 5–10 днів.
2. Фіксується T_{SUM1} та T_{SUM2}.
3. Ініціалізується модель з фіксованими параметрами сільськогосподарських культур.
4. Проводиться моделювання розвитку культур.
5. Якщо різниця між зазначеними датами цвітіння та стиглості більша за визначену похибку, змінюється у відповідний бік T_{SUM1} (для дати цвітіння) та T_{SUM2} (для дати стиглості). При цьому якщо відповідна дата отримана пізніше очікуваної – відповідне значення T_{SUM1} або T_{SUM2} зменшується, якщо раніше – збільшується. Після цього повторюються кроки 3, 4, 5.

6. Якщо дати цвітіння та дати стиглості мають прийнятні відхилення, процес калібрування завершується, і отримана модель використовується в подальшому.

Схематичне зображення процесу калібрування наведено на рис. 5.3.

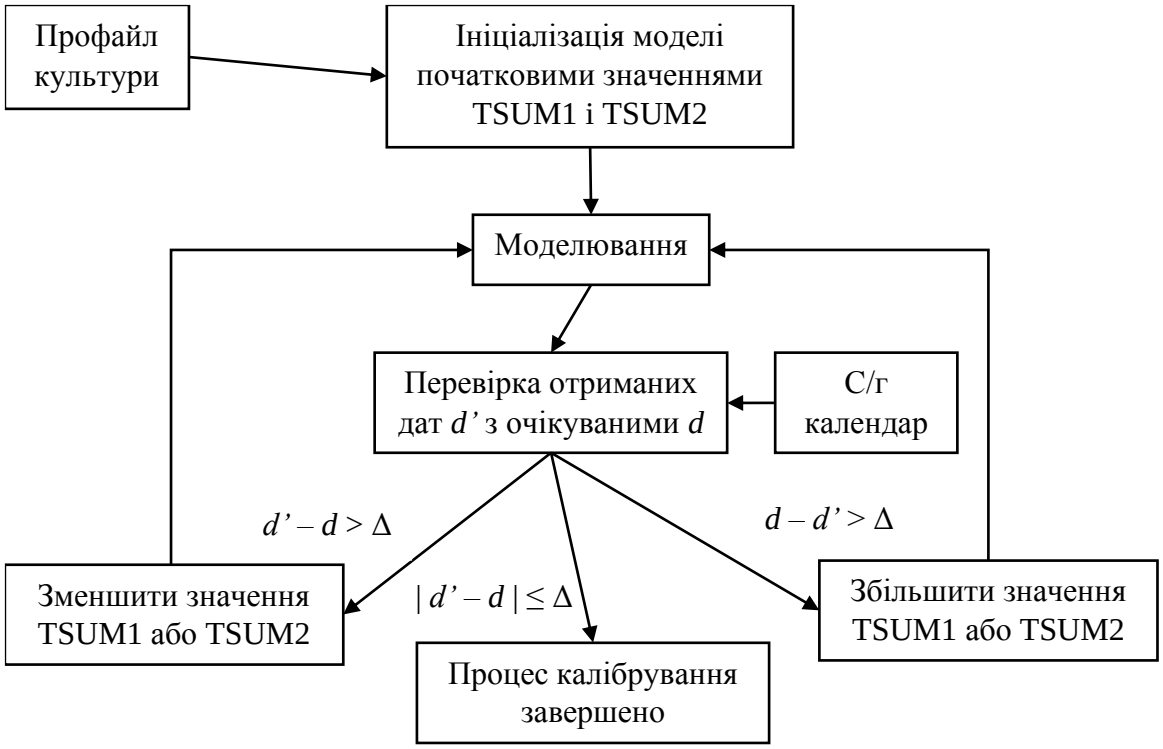

Рисунок 5.3 – Схематичне зображення процесу калібрування моделі WOFOST

При застосуванні моделі WOFOST для бофізичного моделювання для території України слід враховувати наступне.

1) Значення похибок можуть відрізнятися для різних регіонів. Абсолютна похибка LAI, що оцінюється за допомогою супутникових даних або біофізичної моделі, завжди висока. Щоб це виправити, для роботи моделі потрібно використати додаткові зразки наземних вимірів LAI по всій території Україні. В той же час похибка зміщення супутникового LAI при умові наявності фонової рослинності та нормалізації обох значень є низькою. Таким

чином, постійне недооцінювання значень LAI CGMS не впливає на аналіз продуктивності землі, оскільки все ще добре описує закономірності розвитку сільськогосподарських культур.

2) Оскільки територія України досить велика за площею, значення похибок сильно варіюються в залежності від регіону. Наприклад, допустимою є ситуація, коли на Півдні України (наприклад, у Миколаївській області) соняшник збирають на 10-15 днів раніше, ніж на Півночі України (наприклад, у Київській області).

Крім того, точне калібрування має сенс, якщо для моделювання використовуються точні дати посівів для кожного регіону окремо. А з урахуванням того, що у нашому дослідженні використовуються результати не за кожен день, а максимальні значення за місяць (детальний опис використання результатів моделювання для обчислення карт продуктивності наведено в розділі 6.3), немає необхідності виконувати калібрування з точністю до одного дня.

5.3.2 Валідація

Використовуючи запропонований підхід, на основі змодельованих значень індексів LAI було отримано нормовані композитні карти для кожного місяця (приклад карти наведено на рис. 5.4) та на основі MODIS LAI (рис. 5.5). У свою чергу, на основі цих карт індексів LAI було створено карту продуктивності земель для території України за 2017 рік (рис. 5.6).

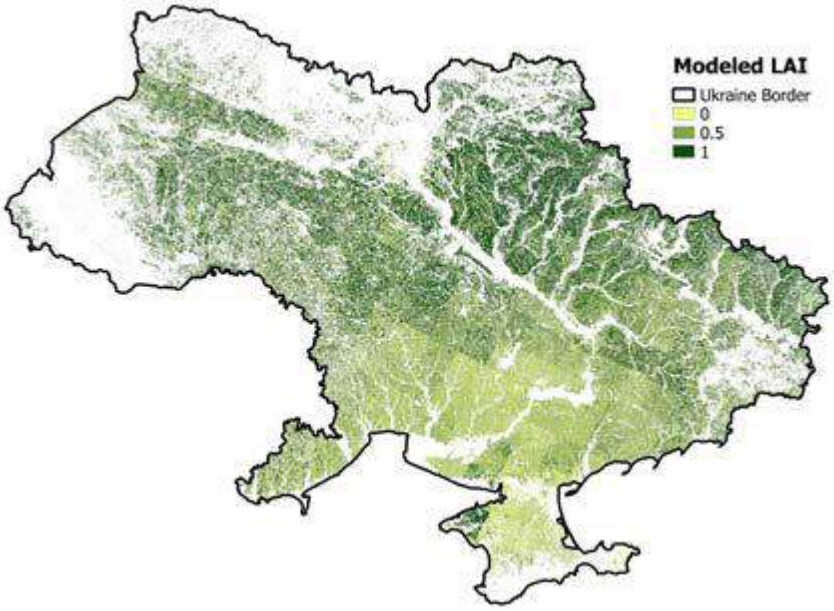

Рисунок 5.4 - Нормалізована композитна карта на основі змодельованих значень індексів LAI за червень 2017 року

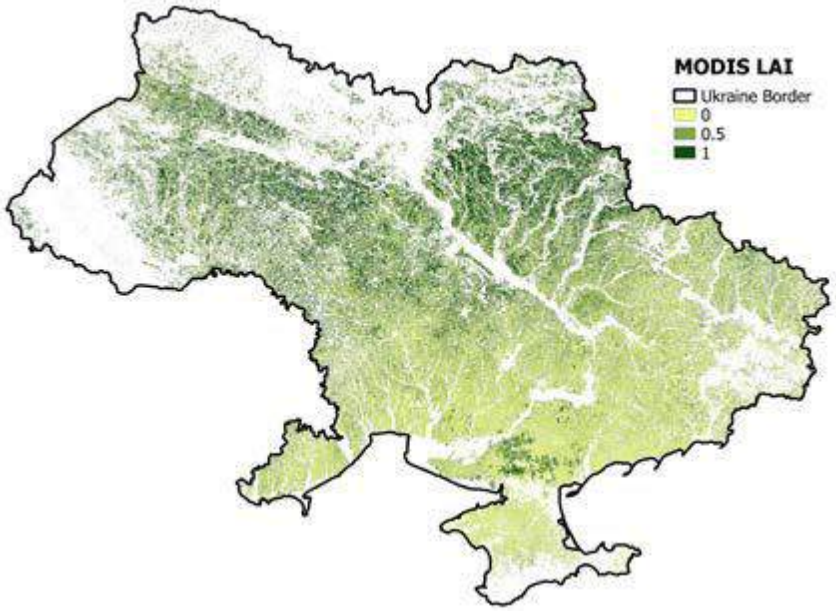

Рисунок 5.5 - Нормалізована композитна карта на основі MODIS LAI за червень 2017 року

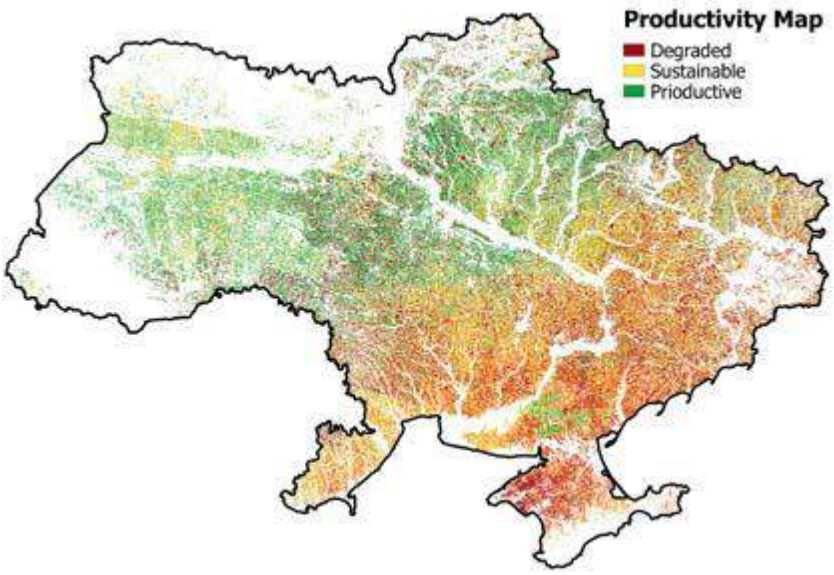

Рисунок 5.6 - Карта продуктивності земель України за 2017 рік, створена на основі NEXUS-підходу

На карті продуктивності видно, що значна частина сільськогосподарських земель на півдні України має негативну продуктивність. Імовірними причинами є посушливий клімат регіону та недотримання аграрних норм і правил сівозмін.

З результатів аналізу карти продуктивності для території України також видно, що продуктивності сільськогосподарських земель на сході України та в Криму знижується (рис. 5.7). На даний момент сільськогосподарські землі в цих регіонах перебувають у незадовільному стані через занепад сільськогосподарських технологій та нестачу вологи. Також з рис. 5.7 можна зробити висновок, що зрошувані регіони в Миколаївській області відображаються як ділянки з дуже високою продуктивністю. Вплив зрошення та внесення добрив на продуктивність сільськогосподарських земель є суттєвим, особливо в регіонах із посушливим кліматом.

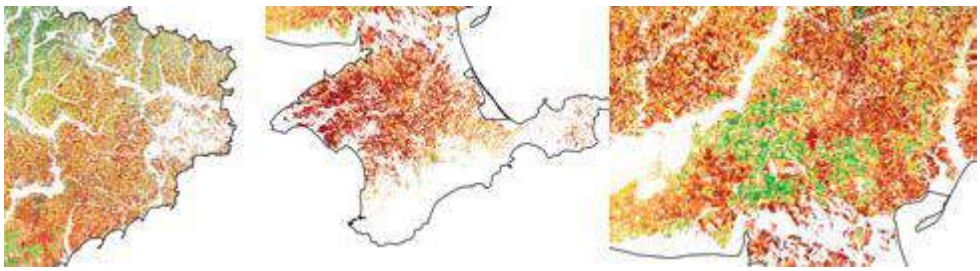

Рисунок 5.7 - Карти продуктивності. Зліва направо: схід України, Крим, зрошувані регіони Миколаївської області

Для оцінки достовірності результатів було виконано валідацію трьох основних складових частин. Карта класифікації, яка включає п’ять основних класів сільськогосподарських культур для України з просторовою роздільною здатністю 10 м, має значення коефіцієнту Каппа $K = 0{,}9$ та точність користувача 91,5% на незалежному наборі валідаційних даних. Для перевірки моделі WOFOST було розраховано кореляцію між фактичною кількістю врожаю та отриманими значеннями біомаси з урахуванням обмеження по кількості води (water limited biomass) для всіх регіонів України за 2017 рік на стадії зрілості сільськогосподарських культур. Середнє значення коефіцієнту кореляції становить 0,72, при цьому значення коефіцієнту кореляції є максимальним для сої – 0,88, а найнижче – для озимої пшениці – 0,58.

Виходи моделі CGMS. Геоінформаційне моделювання параметрів продуктивності посівів озимої пшениці, кукурудзи, ярого ячменю, сої та соняшника було здійснено на сітці 50×50 км для території України з використанням біофізичної моделі WOFOST в період 2003-2017 рр. з місячним інтервалом. На рис. 5.8 - 5.10 зображено збільшену легенду і приклади змодельованої біомаси кукурудзи та ярого ячменю на кінець вегетації (перед збором врожаю) за кожен рік 2003–2017.

Рисунок 5.8 - Збільшена легенда для наступних рис.

За рис. 5.9 та рис. 5.10 слід відзначити, що модель дуже добре «відчула» метеорологічні особливості 2003 та 2007 років низькими значеннями змодельованої біомаси як кукурудзи, так і ярого ячменю, на півдні країни, що було наслідком посушливих умов весінньої вегетації і жарким літом. Ці значення дуже добре корелюють із фактичними значеннями врожайності тих років. Крім того, цікавим фактом є те, що починаючи з 2014 р. змодельована біомаса має високі значення для всіх культур майже по всій країні, що обумовлено сприятливими ґрунтово-метеорологічними умовами 2014-2017 рр. За модельними даними 2016 рік є найбільш продуктивним для основних сільськогосподарських культур України, що також знаходить своє підтвердження у фактичних статистичних даних.

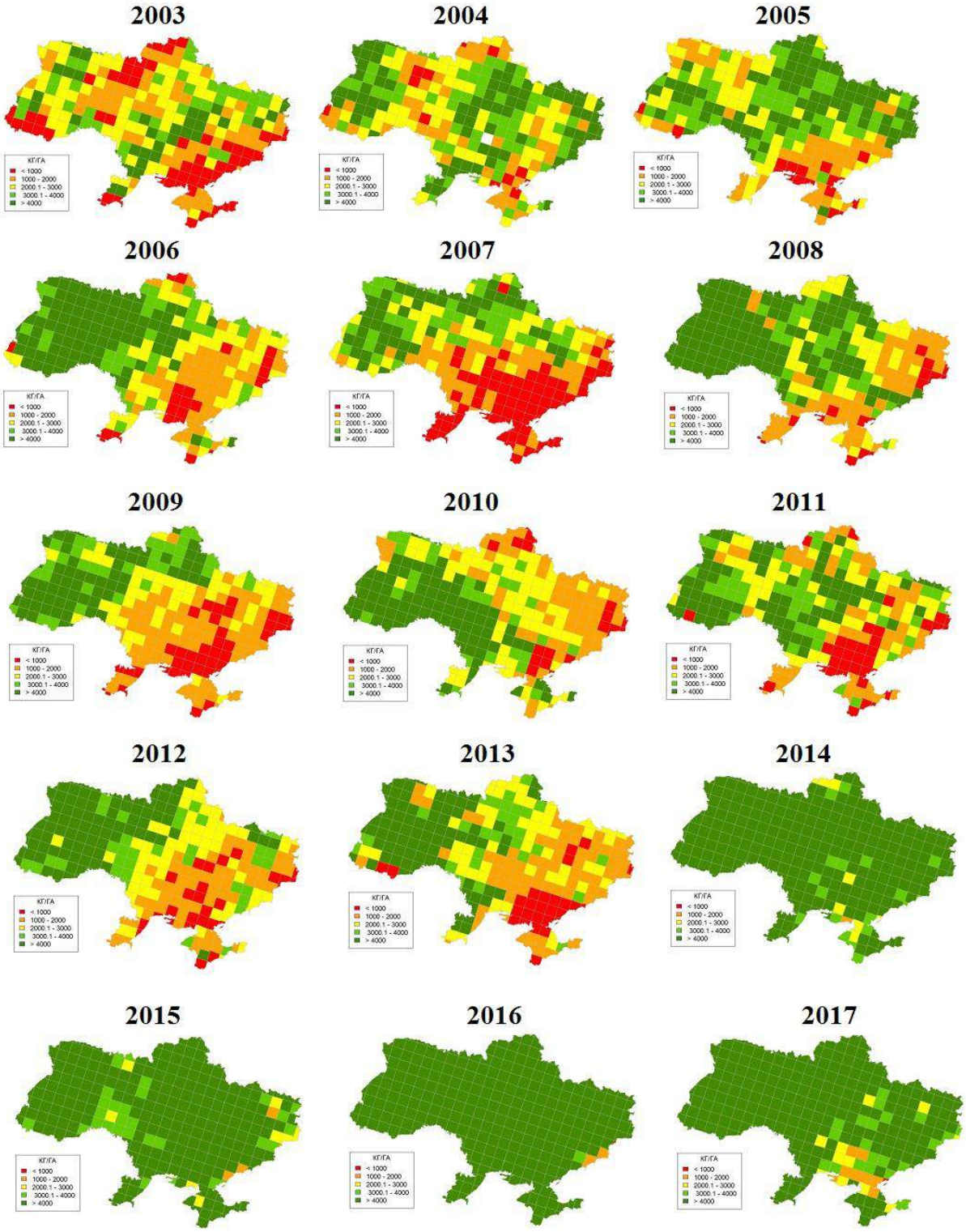

Рисунок 5.9 - Змодельована загальна суха біомаса кукурудзи на кінець вегетації по роках періоду 2003-2017 рр.

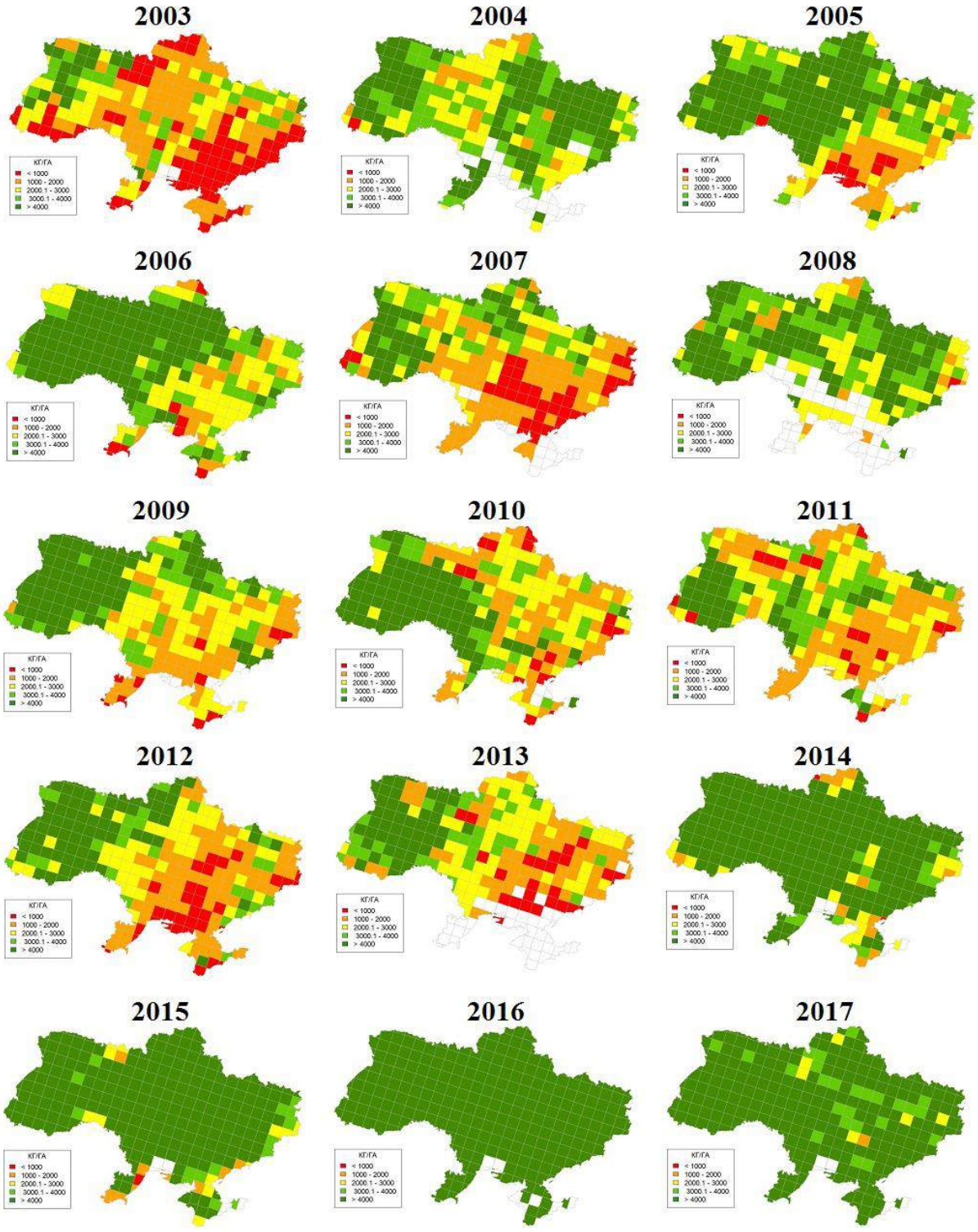

Рисунок 5.10 - Змодельована загальна суха біомаса ярого ячменю на кінець вегетації по роках періоду 2003-2017 рр.

В якості висновків можна сформулювати наступне. Підхід NEXUS є потужним інструментом для комплексного екологічного моніторингу та аналізу. Зокрема, він дозволяє обчислювати значення індикаторів досягнення цілей сталого розвитку (Sustainable Development Goal —SDG). Для України як сільськогосподарської країни важливо контролювати індикатори SDG категорії «Нульовий голод» (“Zero Hunger”). Як правило, методики розрахунку цих індикаторів базуються на аналізі вегетаціних індексів (VI) протягом тривалого періоду часу, і мають фактори, які ускладнюють точність обчислення, а саме: необхідність корекції індексів VI, пов'язані зі зміною типу культури, часові ряди змін земельного покриву за значний період часу, невисоку просторову роздільну здатність, наявність усіх необхідних періодичних супутникових даних за всі необхідні періоди. Для розглянутої задачі об’єднання результатів біофізичного моделювання та супутникових даних забезпечує прийнятні результати. Крім того, оцінки продуктивності сільськогосподарських земель можна отримати, використовуючи лише супутникові дані за дворічний період і деякий із численних сервісів обробки супутникових даних, що дозволяє розрахувати індекс LAI для всієї території, що представляє інтерес.

Результати були отримані на основі карт індексів LAI з роздільною здатністю 500 м (продукт MCD15A2H, https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd15a2hv006/), однак у подальшому планується використовувати супутникові дані з кращою просторовою роздільною здатністю (такі як Sentinel-2) та результати метеорогогічного аналізу з більш високою роздільною здатністю, що може дати можливість отримати карту продуктивності сільськогосподарських земель з роздільною здатністю до 10 м.

5.4 Проведення чисельних експериментів з оцінки точності методів виявлення деградації землі на основі дистанційних та наземних даних

На основі наведених в попередніх підрозділах метрик оцінювання точності геопросторових продуктів було оцівнено точність карт, які було побудовано в межах виконання робіт.

Оцінка точності карт класифікації за 2016–2021 рр. наведено в таблиці 5.2. Як видно з цієї таблиці, точність класифікації сільськогосподарських культур в середньому є вищою 90%. Меншу точність було отримано для лугів та боліт, які традиційно складно класифікувати, оскільки ці класи часто плутаються з іншими класами сільськогосподарських культур та мають схожі з ними біофізичні характеристики.

Таблиця 5.2 – Характеристики ОА *для* карт класифікації

	ОА карт класифікації для України					
	2016	**2017**	**2018**	**2019**	**2020**	**2021**
Штучні об’єкти	84,7	79,4	78,3	78,7	79,1	80.8
Зернові культури		97,9	98,8	98,8		
Пшениця	89,3				93,3	97,9
Ячмінь	52,6				84,2	92,8
Гречка				83,5	58,1	87,8
Ріпак	88,9	96,2	99,1	98,1	95,6	99,2
Кукурудза	91,6	95,7	96,9	98	96,1	98,2
Буряк	89,9	97,9	95,5	97,9	85,4	91
Горох	47,6	92,9	92,9	74,3	85,8	86
Соняшник	94,9	98,2	98	98,7	96,9	98,9
Соя	77,4	87,3	92,3	93,3	85,8	93,9
Ліс	98,7	99,7	99,8	90,6	92,1	93.4
Вода	98	99	99	99,1	99	99
Луг	74,5	88,1	94,7	83,6	87,5	88
Відкритий грунт	92,1	89,6	77,4	64,1	70,4	80
Болото	53,9	71,6	73,3	84,9	86,3	77

Люцерна				72,3	71,8	72
Інші культури			66,8	50,2	45,4	66,8
Загальна точність (Overall accuracy – OA)	**87,1**	**96,7**	**97,3**	**96,2**	**91,6**	**98.3**

Оцінка точності карт LAI (CGMS) грунтується на порівнянні значень індексу LAI, змодельованих за допомогою програмного фреймворку CGMS, з даними наземних вимірів LAI, зібраними шляхом проведення наземних досліджень. Зокрема для валідації отриманих результатів було використано наземні виміри біофізичного індексу LAI за 2018 рік.

Як було зазначено в розділі 5.1, наземні дослідження проводились у межах тестового полігону JECAM, який має відносно невелику площу [158, 161]. З іншого боку, CGMS використовує для моделювання розбиття території на зони з відносно однорідними характеристиками грунтів та погодих даних (детальний опис такого розбиття наведено в розділі 4.2) з подальшим розрахунком параметрів (у т.ч. LAI), усереднених за кожною зоною. Проблемою є той факт, що в такому разі всі точки збору in-situ знаходяться в межах невеликої кількості суміжних зон моделювання CGMS (рис. 5.11).

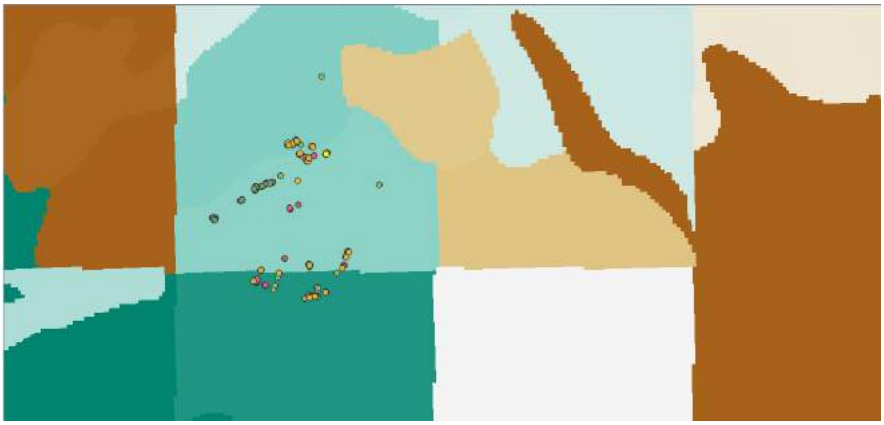

Рисунок 5.11 – Розташування точок збору in-situ відносно зон моделювання CGMS

Таке розташування призодить до необхідності усереднення значень індексу LAI по окремим сільськогосподарським культурам та в межах окремих велкиких пікселій використаного геопросторового продукту MCD15A2H. Результати валідації карт LAI наведено в розділі 6.4.

Оцінка точності методу виявлення вирубок та деградації лісу детально описується в розділі 6.5.

Як було зазначено в розділі 5.1, для нейронної мережі U-Net, що використовується для виявлення вирубок, крім оцінки точності власне нейронної мережі необхідно також оцінити різні функції втрат (loss functions).

Функція втрат. Результати експериментів з різними комбінаціями вхідних даних та різними функціями втрат наведені в таблиці 5.3, а результати в графічному вигляді наведені на рис. 5.12. Умовні позначення:

– S1 – дані тільки з Sentinel-1,

– S2 – дані тільки з Sentinel-2,

– S1+S2 – об’єднання даних з Sentinel-1 та Sentinel-2,

– CE – крос-ентропія,

– Jaccard – функція втрат Жакарда,

– Dice – функція втрат dice loss,

– FL – функція втрат focal loss.

Таблиця 5.3 - Характеристики UA, PA, F1-score, IoU для різних комбінацій вхідних даних та різних функцій втрат

	Літо S1 CE	Літо S2 CE	Літо S1+S2 CE	Зима S1 CE	Зима S1 Jaccard	Зима S1 Dice	Зима S1 FL
UA	64,8	64,5	66,4	69,8	64,0	47,6	29,2

PA	40,3	73,0	74,3	45,5	10,7	44,4	59,6
F1-score	49,7	68,5	70,2	55,1	18,3	45,9	39,2
IoU	0,33	0,52	0,54	0,38	0,10	0,30	0,24

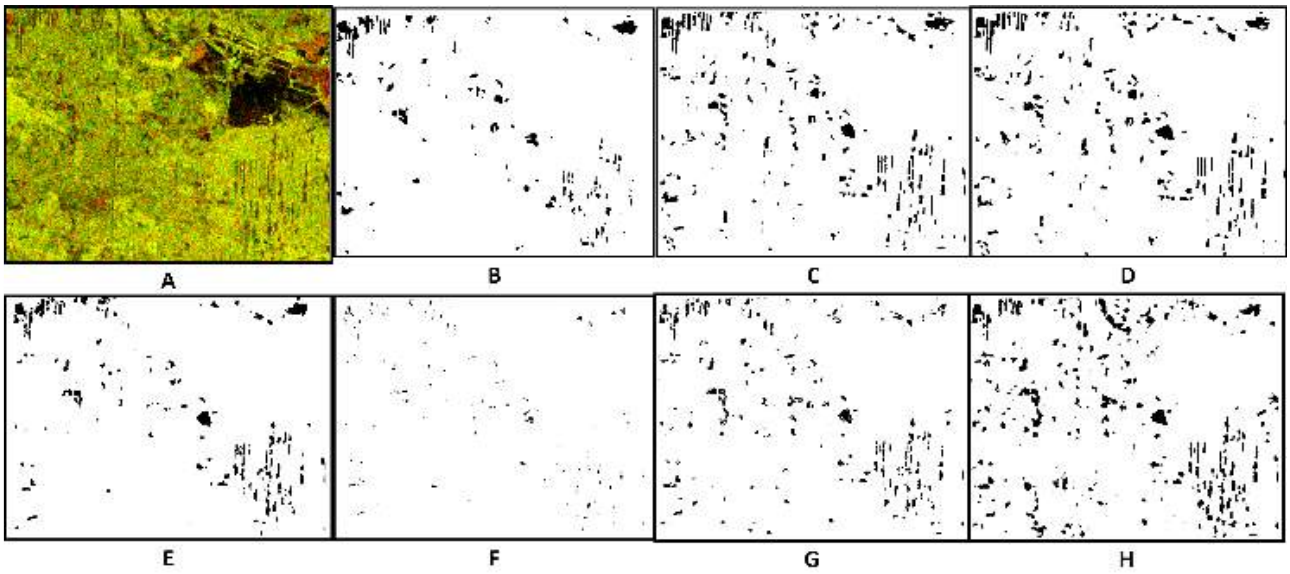

Рисунок 5.12 - Результати сегментації: *A* – зображення S1, літо; *B* – S1, літо, CE; *C* – S2, літо, CE; *D* – S1+S2, літо, CE; *E* – S1, зима, CE; *F* – S1, зима, Jaccard; G – S1, зима, Dice; H – S1, зима, FL

Результати апробації підтверджують загальноприйняті рекомендації про те, що оптичні дані більше підходять для моніторингу лісових господарств та задач виявлення вирубок лісів (*F*1-score та IoU вищі для літнього зображення S2 порівняно з літнім зображенням S1). У той же час об'єднання даних S1+S2 дало найбільш точні результати: F1 = 70,2, IoU = 0,54, хоча перевага S1+S2 перед S2 є незначною.

Серед неочевидних фактів, які було виявлено, слід зазначити, що крім того що Sentinel-1 є єдиним джерелом супутникової інформації, прийнятної

для виявлення вирубок лісів протягом зимового сезону, отримані результати для зимового сезону є навіть кращими, ніж результати із використанням Sentinel-1 для літнього сезону.

Порівняння різних функцій втрат для задачі сегментації, що розглядається, показує, що, незважаючи на той факт, що функцією втрат Жаккара (Jaccard loss) дає близькі до CE результати за метрикою UA, всі інші метрики для неї є гіршими. У той же час функція втрат DL (Dice loss) забезпечує кращі результати порівняно із функцією втрат Жаккара, крім того, всі показники є збалансованими.

F1 показує гірші результати порівняно з Dice loss (F1-score = 39,2, IoU = 0,24), до того ж метрики не збалансовані між собою, на відміну від Dice loss.

Використання Efficientnet B3 в якості енкодера. Використання наведеного вище підходу дозволяє виявляти нові вирубки лісів з високою точністю, і в той же час підхід має низький рівень хибно позитивних спрацювань, що дає підстави вважати його надійним та практично застосовним. У таблиці 5.4 наведено метрики точності (*F*1-score та IoU) виявлення вирубок за супутниковими знімками при використанні стандартної моделі U-Net, модифікації U-Net, описаної у звіті за попередній етап, та ансамблю цих двох моделей. Точність оцінювалась на тестовій вибірці з 4000 тестових регіонів, які не використовувались на етапі навчання нейронної мережі.

Таблиця 5.4 - Метрики точності для стандартної моделі U-Net, модифікації U-Net з Efficientnet B3 та їх ансамблю

Метрика	U-Net	U-Net з Efficientnet B3	Ансамбль
IoU	0,679	0,714	0,760

F1-score	0,601	0,630	0,673

Враховуючи те, що навчальна та тестова вибірки були створені вручну на основі даних з високим просторовим розрізненням, ці вибірки містять неточності. Крім того, необхідно враховувати той факт, що територія вирубки лісу сама по собі не є однорідним об’єктом, і її межі змінюються дуже швидко через природне відновлення лісів або, навпаки, розширення площі вирубки. З урахуванням вищенаведеного, точність запропонованих моделей є досить високою.

Оцінка точності методу виявлення деградації земель. Оскільки окремі складові частини загальної карти деградації земель для території України було провалідовано окремо на незалежних наборах даних.

Таким чином, в даному розділі описано наступні результати:

1. Наведені метрики оцінки точності розроблених методів з урахуванням особливостей їх результатів. Метрики, які запропоновано використовувати, є стандартними, що дає можливість порівнювати розроблені продукти з аналогами.

2. Наведені та реалізовані процедури оцінки відповідних метрик точності. Частина процедур реалізована програмно мовою програмування Python, інша частина – у формі workflow (детально прописаної послідовності дій) із використанням стандартних програмних продуктів: Microsoft Excel, QGIS.

3. Наведено методику калібрування моделі Wofost, а також результати калібрування зазначеної моделі для України.

4. Проведено чисельні експерименти з оцінки точності запропонованих методів. Результати експериментів є позитивними.

Карти, отримані в результаті виконання цього дослідження, а також GIS-проект з усіма отриманими результатами описано у наступному розділі.

6 ПОБУДОВА, ВАЛІДАЦІЯ ТА АНАЛІЗ КАРТ ДЕГРАДАЦІЇ ЗЕМЛІ, СТВОРЕННЯ ГЕОПРОСТОРОВОГО ПРОЄКТУ

Заключним етапом цього дослідження є побудова карт за запропонованими підходами для території України, а саме: карт біофізичних параметрів росту основних сільгосподарських культур (індекс LAI), обчислених із використанням програмного фреймворку CGMS (є реалізацією моделі WOFOST), карт класифікації (які також можуть використовуватись і в інших дослідженнях), карт продуктивності сільськогосподарських земель за запропонованим підходом, карт вирубок, загальних карт деградації.

6.1 Побудова карт біофізичних параметрів росту основних сільгоспкультур для України за 2015-2021 роки на основі моделі CGMS

Згідно розділу 4.2, використовуючи точкову модель WOFOST для географічно розподілених точок (рис. 6.1) по всій Україні отримано вихідні результати запуску моделі для основних сільськогосподарських культур за 2015-2020 рр. у форматі CSV-файлів. Основним результатом моделювання є отримання біофізичного показника LAI (рис. 6.2).

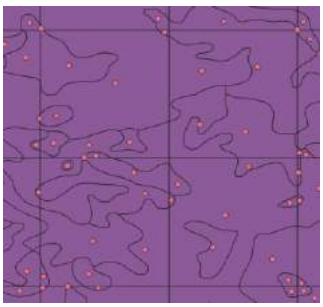

Рисунок 6.1 - Приклад точок, для яких здійснюється запуск моделі в межах певної адміністративної одиниці EMU

Crop	Date	DVS	LAI	TAGP	TWSO	TWLV	TWST	TWRT	TRA	RD	SM	WWLOW
soybean	2015-07-16	1,150927273	3,028806846	2182,724892	112,8533893	1452,671832	617,1996712	876,3347953	0,366442268	80	0,045184845	3,614787629
soybean	2015-07-17	1,1625	3,161286502	2300,346547	130,7293145	1523,121215	646,4960175	895,4235447	0,31615934	80	0,039521894	3,161751487
soybean	2015-07-18	1,1768	3,235850064	2389,735622	146,5213845	1575,488315	667,7259229	909,3744409	0,27935335	80	0,035500778	2,840062215
soybean	2015-07-19	1,192009091	3,265662042	2460,608682	161,2043926	1615,859499	683,5447898	919,8973061	0,243243397	80	0,032958326	2,636666102
soybean	2015-07-20	1,207372727	3,304121443	2537,325062	179,5871251	1658,236838	699,5010995	930,6764346	0,311103736	80	0,039236179	3,138894336
soybean	2015-07-21	1,220245455	3,373440217	2633,51555	205,7889477	1709,696592	718,0300109	943,4282277	0,279204384	80	0,035975603	2,878048207
soybean	2015-07-22	1,232754545	3,41250784	2716,703623	230,7334711	1752,986707	732,9834451	953,9100604	0,238878525	80	0,03159321	2,527456839
soybean	2015-07-23	1,248018182	3,399477337	2765,864224	246,7865227	1777,872369	741,2053322	959,7942482	0,225120943	80	0,029739553	2,379164225
soybean	2015-07-24	1,265818182	3,361044441	2794,965682	257,2370151	1792,100442	745,6282247	963,0562496	0,181992226	80	0,026791521	2,143321676
soybean	2015-07-25	1,2806	3,326924332	2828,619891	270,6003876	1807,875496	750,1440076	966,5345533	0,162655586	80	0,024474019	1,957921496
soybean	2015-07-26	1,2973	3,261128548	2842,284798	276,4573488	1814,051852	751,7755975	967,849155	0,144779843	80	0,022907567	1,832605354
soybean	2015-07-27	1,309127273	3,242457293	2881,993016	294,8914922	1831,247893	755,8536316	971,3527705	0,175214511	80	0,026462464	2,11699628
soybean	2015-07-28	1,320454545	3,233810692	2934,141957	320,0678631	1853,005569	761,0685257	975,663408	0,150425421	80	0,024243804	1,939504326
soybean	2015-07-29	1,332445455	3,197422925	2964,045118	334,9786664	1865,00761	764,0588417	977,9771687	0,161113108	80	0,02464939	1,971951172
soybean	2015-07-30	1,343072727	3,178448668	3001,581965	354,3260446	1879,443394	767,8125264	980,6736816	0,135027199	80	0,022711739	1,816939142
soybean	2015-07-31	1,353590909	3,1224717	3020,120073	364,1568367	1886,296899	769,6663372	981,9152712	0,109156866	80	0,020451489	1,636119126
soybean	2015-08-01	1,363427273	3,065672125	3034,839404	372,1792737	1891,52186	771,1382703	982,830912	0,092057409	80	0,0188395	1,507159969
soybean	2015-08-02	1,373563636	3,012386791	3048,536808	379,8333584	1896,195439	772,5080107	983,6224286	0,079411872	80	0,017626312	1,41010494
soybean	2016-07-12	1,145981818	3,146604813	2208,947431	112,3492206	1471,363721	625,2344891	845,8342737	0,507176134	80	0,070857374	5,668589953
soybean	2016-07-13	1,162781818	3,356796814	2378,914457	137,161316	1573,799242	667,9538983	873,8733823	0,506994585	80	0,064716616	5,177329259
soybean	2016-07-14	1,178018182	3,563667441	2552,1686	167,8737105	1675,241958	709,0529312	900,8869473	0,312894654	80	0,058664611	4,693168843
soybean	2016-07-15	1,191209091	3,697241165	2670,727636	192,744091	1742,612664	735,3708816	918,4138231	0,382636239	80	0,079015174	6,321213903
soybean	2016-07-16	1,201081818	3,845706343	2805,480361	224,8034792	1817,170856	763,5060255	937,403529	0,361378708	80	0,07376334	5,901067228
soybean	2016-07-17	1,211290909	4,002694837	2951,950056	262,735402	1896,573143	792,641511	957,2948637	0,301166604	80	0,069060767	5,52486133
soybean	2016-07-18	1,222245455	4,138135677	3082,814999	299,4762504	1966,001834	817,3369155	974,3807652	0,335244588	80	0,077496368	6,199709438
soybean	2016-07-19	1,232209091	4,263641377	3209,174325	337,9051079	2031,471357	839,7978599	990,1741948	0,379540129	80	0,077199048	6,175923814
soybean	2016-07-20	1,2418	4,393206606	3347,417109	382,8864613	2101,536906	862,9937424	1006,758735	0,459083949	80	0,072355924	5,788473901
soybean	2016-07-21	1,2521	4,523892775	3496,126412	434,3160867	2175,290772	886,5195541	1023,886374	0,39425658	80	0,066311855	5,304948387
soybean	2016-07-22	1,262463636	4,610488913	3609,019998	475,8398526	2229,96363	903,2165154	1036,31314	0,263953195	80	0,061419463	4,913557002
soybean	2016-07-23	1,273554545	4,660175097	3690,155153	507,4762692	2268,303335	914,3755497	1044,831531	0,435802797	80	0,059196391	4,735711306
soybean	2016-07-24	1,287063636	4,76683508	3843,565531	570,9241981	2338,867738	933,7735946	1060,111166	0,426494785	80	0,053679281	4,294342452
soybean	2016-07-25	1,301836364	4,864004304	3995,621516	638,1941344	2406,481137	950,9462446	1074,268292	0,402455328	80	0,048067071	3,845365669
soybean	2016-07-26	1,317818182	4,94660476	4143,738944	708,190122	2469,790834	965,7579874	1087,019628	0,333726771	80	0,043117927	3,449434131
soybean	2016-07-27	1,334863636	4,989010467	4258,275714	764,8795758	2516,184474	977,2116644	1096,022282	0,383823713	80	0,043738984	3,499118742
soybean	2016-07-28	1,351354545	5,03745453	4394,295658	835,4479591	2568,03404	990,8136588	1105,642476	0,357345057	80	0,040456138	3,236491059

Рисунок 6.2 - Результат моделювання для однієї точки EMU

Вихідний файл містить інформацію для кожного полігону EMU по всій території України. Всього налічується 3640 полігонів, які повністю покривають цільову територію. На основі інформації про унікальний ідентифікатор полігона та точки, для якої проводиться моделювання, максимальні значення LAI для кожного місяця по культурам додаються у векторний файл полігонів. Після растеризації векторного шару із LAI формується растрова карта для конкретної сільськогосподарської культури (рис. 6.3).

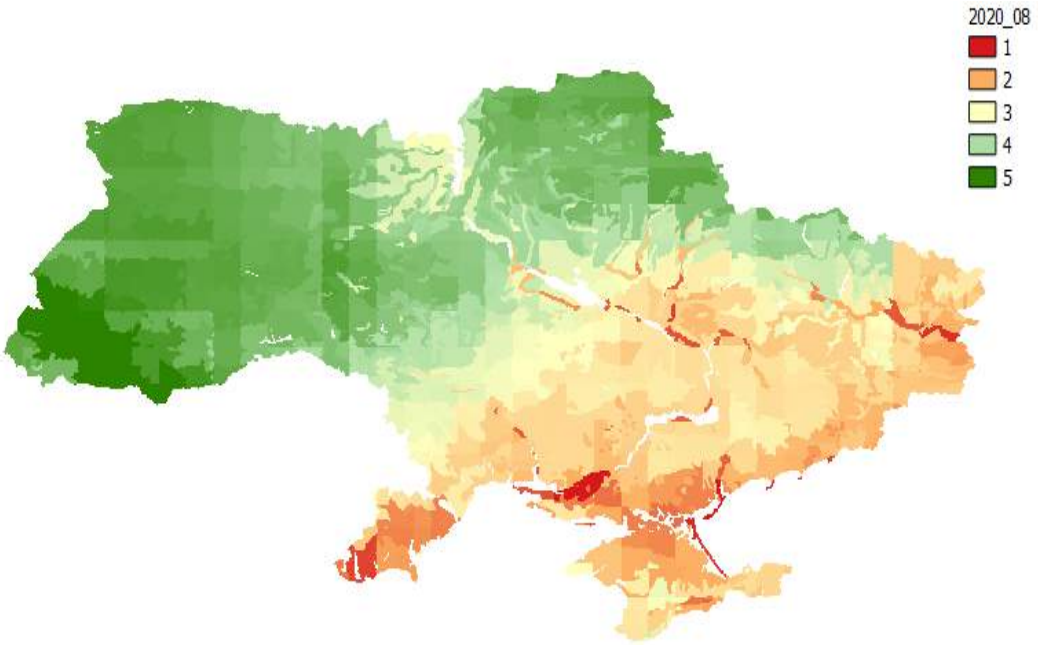

Рисунок 6.3 - Максимальне значення LAI для соняшника (серпень 2020 р.)

Щоб залишити на карті пікселі, що належать до однієї культури, використано маску, що базується на використанні карти класифікації. Результуюча карта біофізичного іникатора LAI для соняшника за 2018 р. представлена на рис. 6.4.

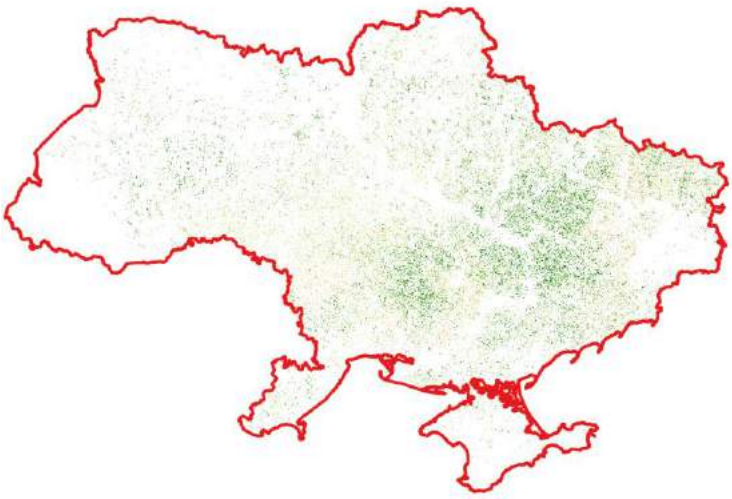

Рисунок 6.4 - Карта LAI для соняшника за 2018 р.

На рис. 6.5 наведено результати біофізичного моделювання динаміки росту сої за 2020 р. (в якості чисельної характеристики використовується індекс LAI). Моделювання відбувається із використанням програмного фреймворку CGMS.

Відсутність кольору на частині території України у жовтні та листопаді зумовлено тим, що на відповідних територіях змодельовані значення LAI дорівнюють нулю, при цьому значення 0 у відповідних графічних файлах кодуються як «No Data» (відсутність даних). Це зумовлено тим, що на цих територіях у відповідні місяці погодні параметри є неприйнятними для росту сої.

Оскільки карти для всіх культур побудовані за аналогічним принципом, а також з урахуванням того, що ці карти для запропонованого у даному дослідженні підходу є проміжними даними, вони у цьому звіті не наводяться – але присутні у сформованому GIS-проекті (розділ 6.7).

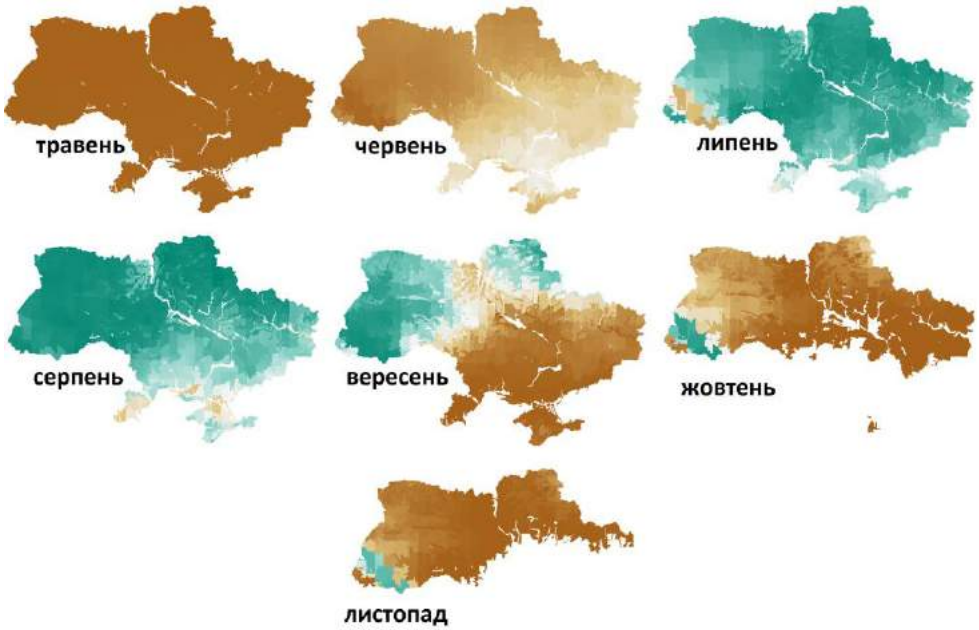

Рисунок 6.5 – Результати біофізичного моделювання (індекс LAI) росту сої за 2020 р.

6.2 Отримання карти класифікації сільськогосподарських земель для України за 2015-2021 роки за допомогою розробленого методу класифікації земного покриву

Наступним етапом є побудова карти земного покриву шляхом класифікації супутникових даних із використанням зібраних навчальних даних. На вхід класифікатора подаються супутникові дані, що пройшли попередню обробку та сформована навчальна вибірка. Для класифікації застосовується ансамбль нейронних мереж прямого поширення, який добре себе зарекомендував в дослідженнях при побудові карт земного покриву [174, 175]. На виході кожного класифікатора отримуємо апостеріорну ймовірність належності вхідного образа до певного класу. Виходи окремих класифікаторів об'єднуються додаванням, після чого обчислюється середня ймовірність належності вхідного образа конкретному класу. Вхідний образ відносять до класу, якому відповідає максимальна апостеріорна ймовірність. Після того як карта класифікації побудована, її перевіряють на незалежних тестових даних шляхом побудови матриці невідповідності. При цьому кожен з класів має три точності: точність користувача, точність виробника та точність F1 score.

На рис. 6.6 наведено карти класифікації для території України за 2016–2021 рр., отримані за допомогою авторського методу [174] (легенда до них наведена на рис. 6.7), а на рис. 6.8 – карту класифікації для території України за 2015 р. [177] (легенда до неї наведена на рис. 6.9). Оцінка точностей отриманих карт наведено в розділі 5.4.

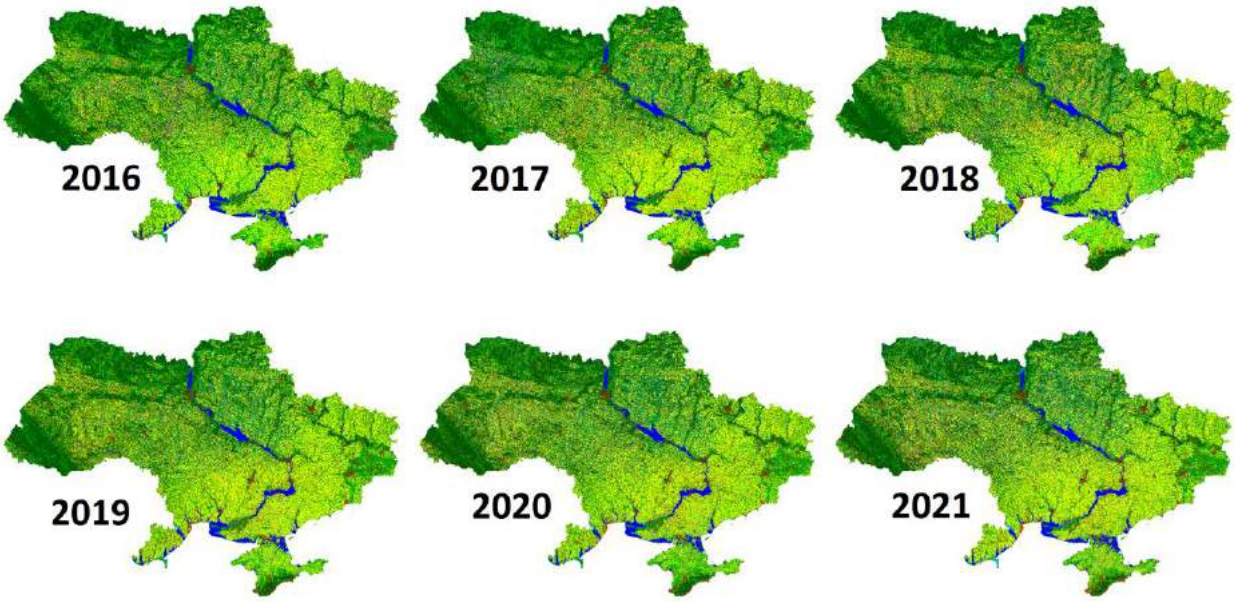

Рисунок 6.6 – Карти класифікації для території України за 2016–2021 рр.

Рисунок 6.7 – Легенда до карт класифікацій за 2016-2021 рр.

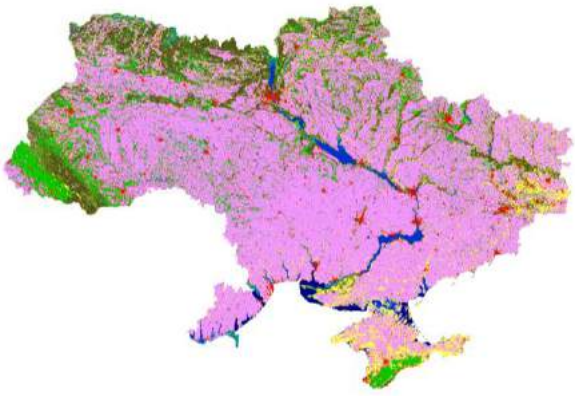

Рисунок 6.8 – Карта класифікації для території України за 2015 рік ([177])

Рисунок 6.9 – Легенда до карти класифікацій за 2015 р.

На рис. 6.10 наведено результати порівняння отриманих площ основних сільськогосподарських культур, а саме пшениці (wheat), кукурудзи (maize), соняшника (sunflower), за статистичними даними [178] та вказані відповідні коефіцієнти кореляції r та детермінації R^2. Так, коефіцієнт кореляції склав 0.8–0.9, а регресійний показник R^2 склав 0.7–0.8. Аналізуючи ці показники, можна зробити висновок, що карти класифікації на рівні країни є достовірною інформацією та можуть бути використані для державних органів влади в якості додаткової інформації до офіційних статистичних даних щодо посівних площ [178]. У таблиці 6.1 наведено площі кукурузи та соняшника по роках в зоні Полісся.

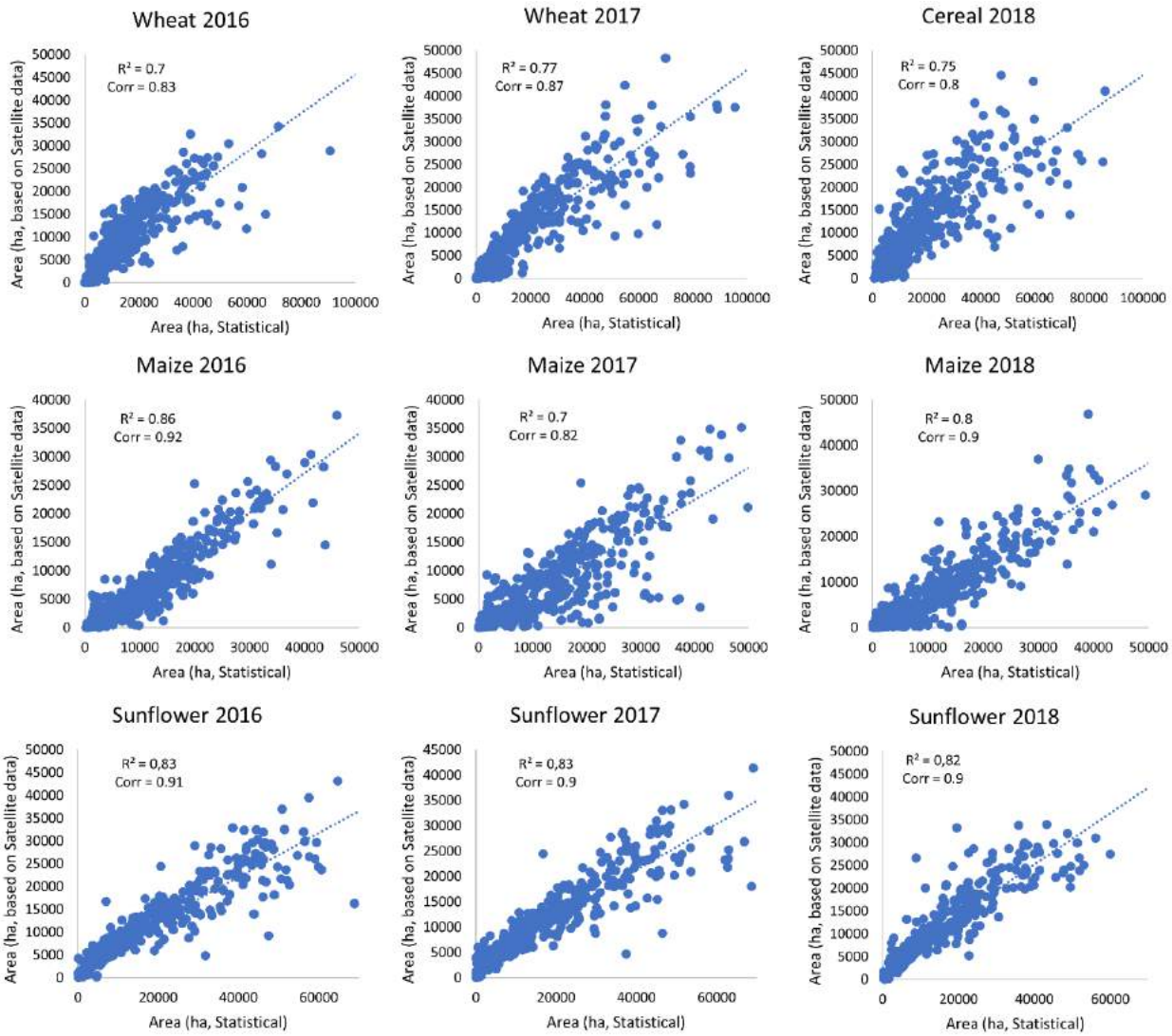

Рисунок 6.10 – Порівняння площ за статистичними та супутниковими даними

Таблиця 6.1 - Площі кукурузи та соняшника по роках в зоні Полісся, га

	1998	**1999**	**2000**	**2001**	**…**	**2016**	**2017**	**2018**	**2019**
Кукурудза	9194	8566	14104	21820	…	258902,1	271518,2	316996,1	108037,5
Соняшник	3773	5913	7980	3523	…	185612,6	188358,1	220390,5	130736

Аналізуючи площі за основними культурами по територіям А та В, можна зробити декілька висновків. Як видно з табл. 6.1, починаючи з 1998 р. у зоні полісся значно зросли посівні площі кукурудзи та соняшнику. Раніше

агрокліматичні умови не дозволяли використовувати ці культури у цій зоні, оскільки вони не встигали дозріти за недостатньої температури. Проте у звязку з кліматичними змінами це стало можливим, а в деяких районах Львівської області на даний момент можна отримати два урожаї за сезон з одного поля. Таке дослідження також проводилось в межах проєкту Світового Банку. В процесі досліджень було виявлено близько 4 тис. га посівної площі, на яких урожай було зібрано двічі за сезон.

Проте в умовах змін клімату трохи краще себе почувають озимі культури. Позитивним фактором для озимих зернових культур на тлі загального підвищення температури повітря, яке відзначають в останні роки, є порівняно теплі зими, які дозволяють рослинам успішно перезимувати і навіть пройти певний етап у своєму розвитку. На рис. *6.11* та 6.12 показано графік зміни площ на досліджуваних територіях для пшениці за 1998–2020 рр., з чого можна зробити висновок, що для пшениці немає чіткої тенденції зміни площ внаслідок змін клімату.

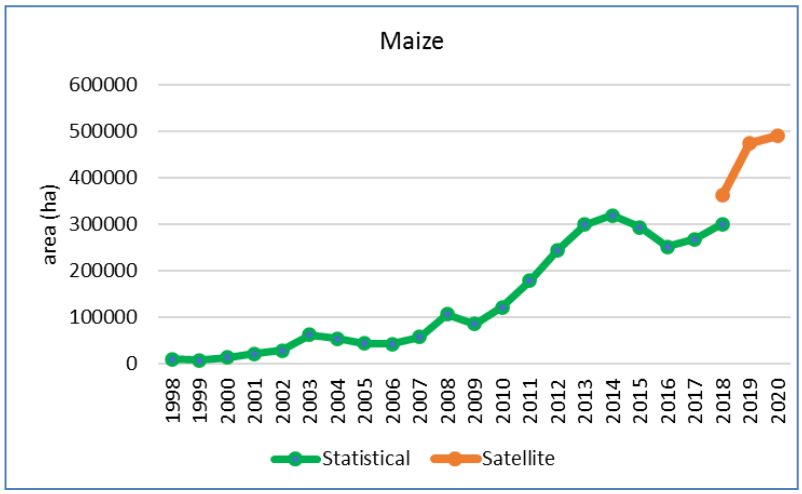

Рисунок 6.11 – Графіки зростання посівних площ кукурудзи на території А з 1998 по 2020 рр.

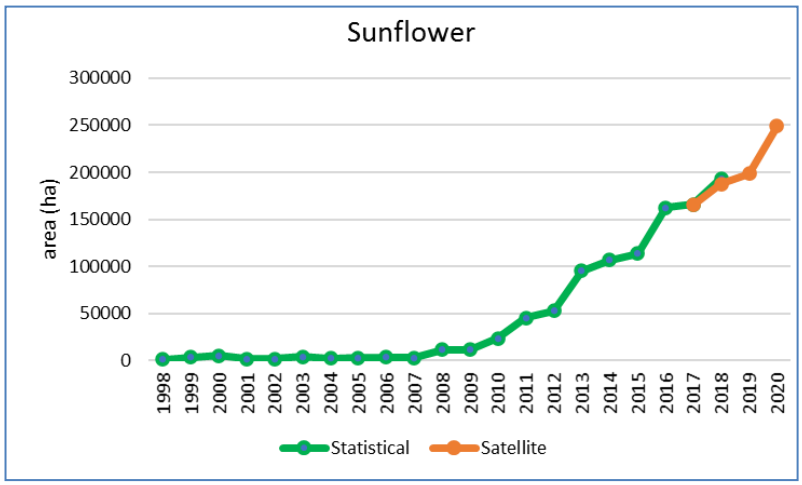

Рисунок 6.12 – Графіки зростання посівних площ соняшнику на території А з 1998 по 2020 рр.

За результатами проведених дослідженнь можна зробити висновок, що у зоні полісся посівні площі кукурудзи збільшились на 98 843 га, а соняшнику на 126 963 га, тоді як для степної зони ці значення дорівнюють 361 551 га і 473 044 га для кукурудзи та соняшнику відповідно.

За проведеними дослідженнями та за результатами порівнянь статистичних даних з даними про посівні площі, які отримані на основі карт класифікації за супутниковою інформацією, можна дійти висновку, що супутникові дані можуть ефективно використовуватися спільно з іншими джерелами даних, зокрема статистичними.

6.3 Побудова карт продуктивності сільськогосподарських земель для території України

Карти продуктивності на основі індексу NDVI. В JRC розроблено методологію для оцінки динаміки продуктивності землі (LPD) на основі профілю NDVI, отриманого з часових рядів SPOT-VGT з середнім просторовим розрізненням [179]. Враховуючи те, що наші національні карти земного покриву мають набагато вище просторове розрізнення, необхідним є

побудова карт продуктивності землі з таким же просторовим розрізненням. Таким чином, оцінено карту продуктивності території України за 2010–2014 рр. на основі тренду NDVI за даними MODIS [180]. Отримані карти використано для розрахунку індикатора цілі сталого розвитку 15.3.1 «Частки деградованих земель у загальній площі» та показника 2.4.1. «Частка сільськогосподарських площ під продуктивним і стійким сільським господарством». У той же час карта продуктивності є субіндикатором досягнення нульового рівня деградації земель. На рис. 6.13 наведено карту продуктивності для України за 2010–2014 рр., побудовану на основі індексу NDVI, а на рис. 6.14 – аналогічну карту, отриману за 2021 р.

Як було зазначено в розділі 3.4, рівень деградації за NDVI визначається лише для необроблюваних земель (grassland), а для сільськогосподарських земель використовується запропонований підхід на основі індексів LAI.

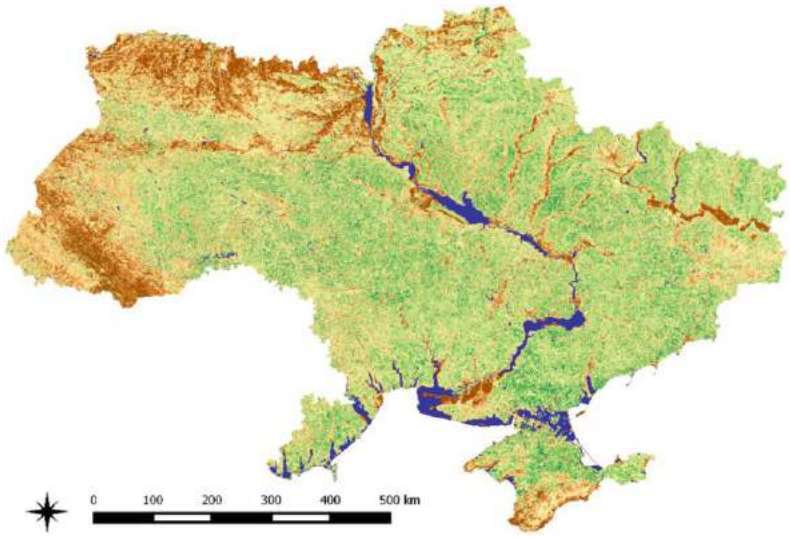

Рисунок 6.13 – Карта продуктивності для України за 2010–2014 рр., побудована на основі індексу NDVI (зелений колір – краща продуктивність, коричневий – гірша продуктивність [180])

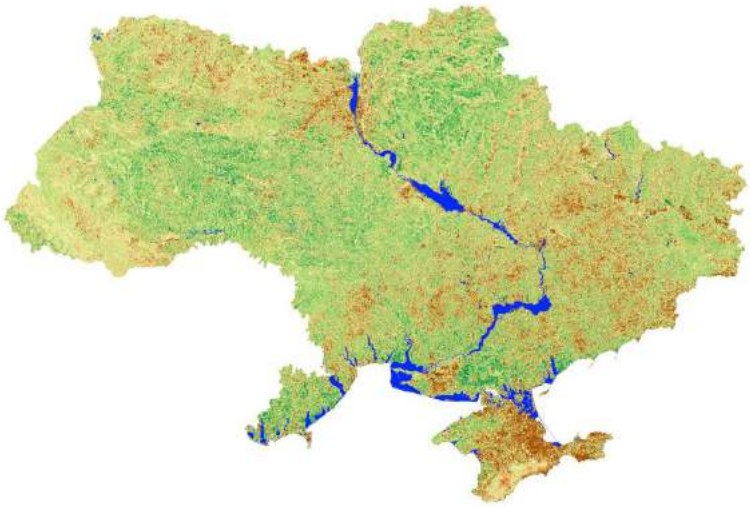

Рисунок 6.14 – Карта продуктивності для України за 2021 р., побудована на основі індексу NDVI (зелений колір – краща продуктивність, коричневий – гірша продуктивність)

Підхід на основі різниці змодельованого індексу LAI та супутникового (реального) LAI. У нашому дослідженні для визначення продуктивності сільськогосподарських (СГ) земель запропоновано використовувати різницю супутникового індексу LAI та індексу LAI, отриманого шляхом моделювання з використанням програмного фреймворку CGMS. Зазначений підхід детально описано у розділі 4.2. Суть підходу полягає в тому, що карту продуктивності сільськогосподарських земель земель *Cropland_prod*(*year*) за рік *year* обчислюють за формулою:

$$Cropland_prod(year) = \sum_{i=1}^{12} LAI_{i,year}^{(MODIS)} - \sum_{i=1}^{12} LAI_{i,year}^{(CGMS)}, \qquad (2.1)$$

де:

$LAI_{i,year}^{(MODIS)}$ – значення реального індексу LAI за *i*-й місяць *year* року, отримане з MODIS, $LAI_{i,year}^{(CGMS)}$ – значення індексу LAI за *i*-й місяць *year* року, отримане в результаті моделювання за допомогою CGMS:

$$LAI_{i,year}^{(CGMS)} = \max\left\{LAI_{j,i}^{(daily)},\ j = \overline{1..D(i)}\right\}, \qquad (2.2)$$

де у свою чергу $LAI_{j,i}^{(daily)}$ – змодельоване значення індексу LAI для *j*-го дня *i*-го місяця, $D(i)$ – кількість днів в *i*-му місяці.

При цьому в межах року розглядаються лише період(и) росту СГ культур – для цього для місяців $\{i\}$ до дати сівби і після дати збору врожаю приймають $LAI_{i,year}^{(MODIS)} = LAI_{i,year}^{(CGMS)} = 0$.

Алгоритм запропонованого підходу наступний:

1. Задати список СГ культур, для яких необхідно провести моделювання. Для кожної СГ культури задати три дати: { *дата сівби*, *дата дозрівання*, *дата збору врожаю* }.
2. Отримати дані для моделі WOFOST: профілі грунтів для території, що представляє інтерес, профілі сільськогосподарських культур, що представляють інтерес, погодні дані за період(и), що представляють інтерес.

   Отримання зазначених даних (у першу чергу погодних) до початку моделювання або їх отримання у процесі моделювання («на льоту») відноситься до конкретної програмної реалізації. Наприклад, у реалізації, розробленій в межах даного дослідження нашого дослідження, погодні дані завантажуються протягом роботи CGMS із сервісу NASA Power із використанням відповідного програмного інтерфейсу API (Application Arogramming Interface — API).
3. Виконати моделювання за допомогою програмного фреймворку CGMS.

   В результаті для кожного року, що представляє інтерес, для кожної зони { Zone_k, k=1..N } з відносно однорідними метеорологічними характеристиками та грунтів (розбиття території, що представляє інтерес, на такі зони детально описано у розділі 4.2.1), для кожного дня з проміжку [*дата_сівби*, *дата_збору_врожаю*] отримується набір змодельованих

даних, із якого для обчислення карт продуктивності представляє інтерес змодельований індекс LAI: $\left\{LAI_{j,i}^{(daily)}, (j,i) \in [дата_сівби, дата_збору_врожаю]\right\}$.

4. Отримати із зовнішнього джерела даних растрову карту $LAI_{i,year}^{(MODIS)}$ супутникового (реального) LAI для території, що представляє інтерес.
5. Переформатувати дані з кроку № 3 наступним чином: *intermediate_data* = $\left\{Zone_k, (LAI_{1,year}^{(CGMS)},...,LAI_{12,year}^{(CGMS)})_k\right\}$, де $LAI_{i,year}^{(CGMS)}$ обчислюються за формулою (2.2). Оскільки зони { $Zone_k$ } є векторними даними, виконати растеризацію *intermediate_data* так, щоб їх просторове розрізнення та проекція співпадали з $LAI_{i,year}^{(MODIS)}$.
6. Обчислити карту продуктивності сільськогосподарських земель *Cropland_prod*(*year*) за формулою (2.1) для кожної сільськогосподарської культури, що представляє інтерес.
7. Обчислити загальну карту продуктивності для всіх сільськогосподарських культур: перенести отримані дані для кожної сільськогосподарської культури на території, на яких росте відповідна культура (на основі карти класифікації).

На схемі (рис. Рисунок 6.15) наведено реалізацію запропонованого підходу із зазначенням вхідних та вихідних даних, а також засобів програмної реалізації кожного з етапів.

Зі схеми (рис. *6.15*). можна побачити наступні особливості:

1) отримання растрової карти супутникового LAI можливо виконувати паралельно з запуском CGMS та пост-обробкою проміжних даних,

2) отримана растрова карта супутникового LAI є побічним продуктом запропонованого підходу і може бути використана для розв’язання інших задач.

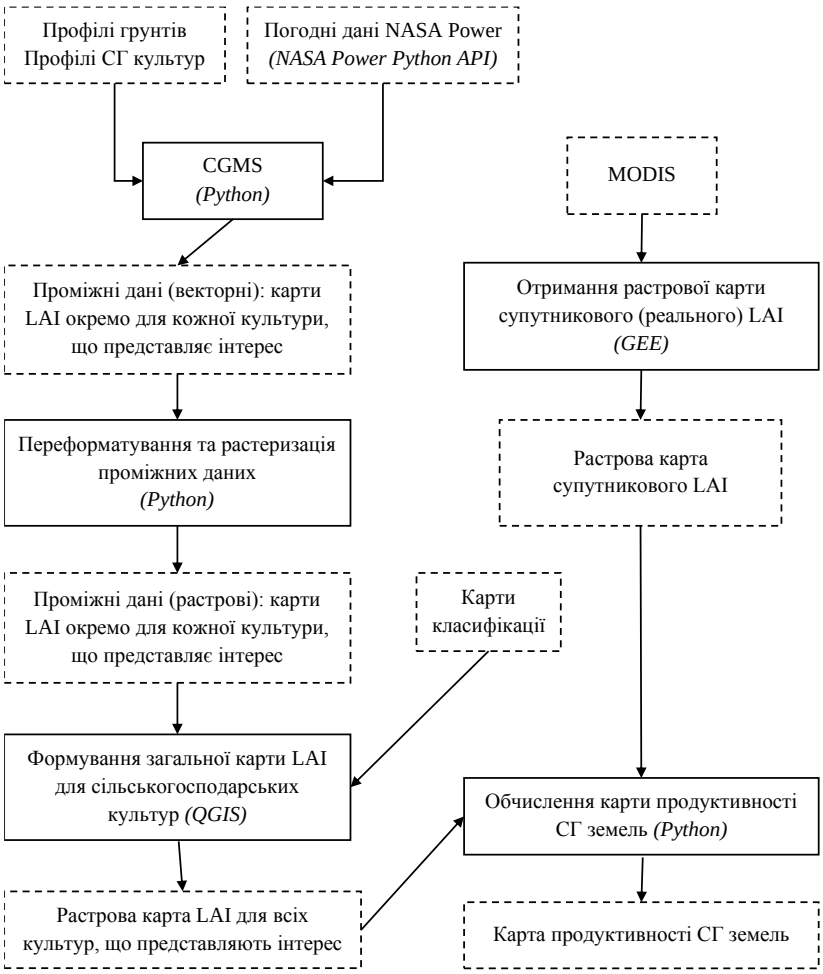

Рисунок 6.15 – Схематичне зображення реалізації запропонованого підходу

Карти продуктивності на основі різниці змодельованого індексу LAI та супутникового (реального) LAI. На рис. 6.16 наведено карти продуктивності для України за 2016–2020 рр.и, отримані за допомогою запропонованої методики.

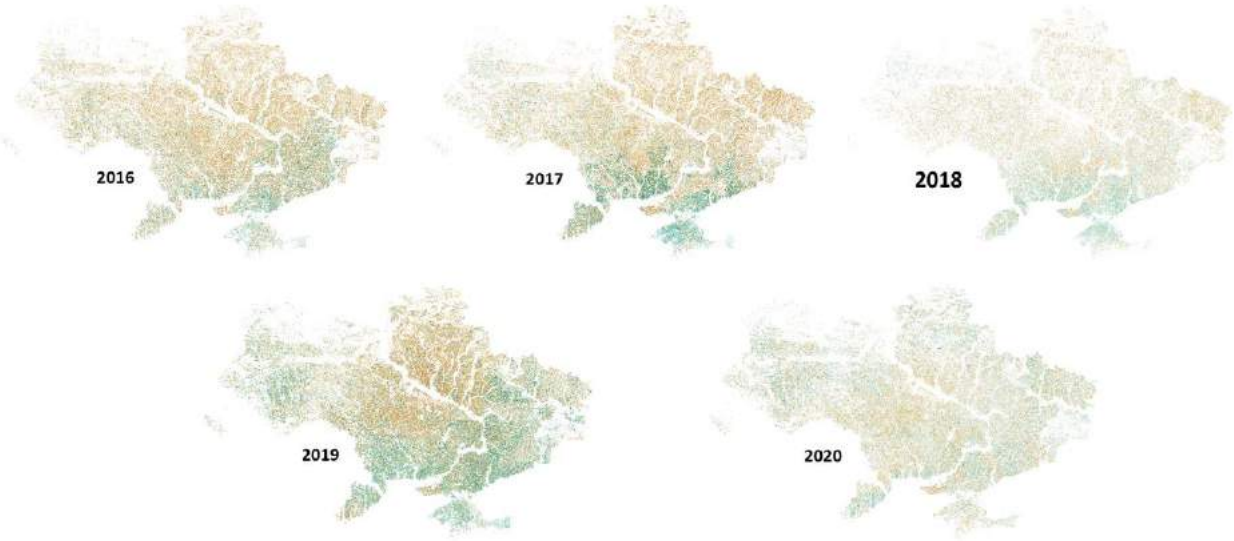

Рисунок 6.16 – Карти продуктивності для України за 2016–2020 рр., отримані за допомогою методики, описаної в розділі 3.2

Максимальні значення продуктивності отриманих карт за 2016–2019 рр. становлять від 8 до 9, в той час як максимальна продуктивність на карті за 2020 р. становить 5,67. Такі результати узгоджуються зі статистичними даними. Зокрема, Державна служба статистики України наводить дані [181] щодо врожайності зернових та зернобобових культур, вирощених господарствами всіх категорій, на рівні 49,1 ц/га в 2019 році та 42,5 ц/га в 2020 р., що підтверджується результатами наземних досліджень та досліджень щодо втрати озимих культур внаслідок заморозків, проведених в межах виконання робіт для Світового банку у 2020 р. [94].

6.4 Валідація карт продуктивності сільськогосподарських земель на основі наземних вимірів

Для порівняння біофізичного індексу LAI було використано дані з декількох джерел (наземні (in-situ), MODIS, WOFOST). В якості культур було обрано озиму пшеницю, сою та кукурудзу. Оскільки наземні виміри LAI

проводилися в 2016 р. по території Київської області, саме ці полігони були обрані для подальшої роботи. Результати проведених порівннянь представлені на рис. *6.17*.

Як видно із представлених гістограм, характери часової залежності індексів LAI схожі та відповідають ходу розвитку культур, проте діапазони значень не завжди однакові. Підвищення значення LAI на початку сезону по даних MODIS (соя та кукурудза) можна пояснити низьким просторовим розрізненнмя (500 м).

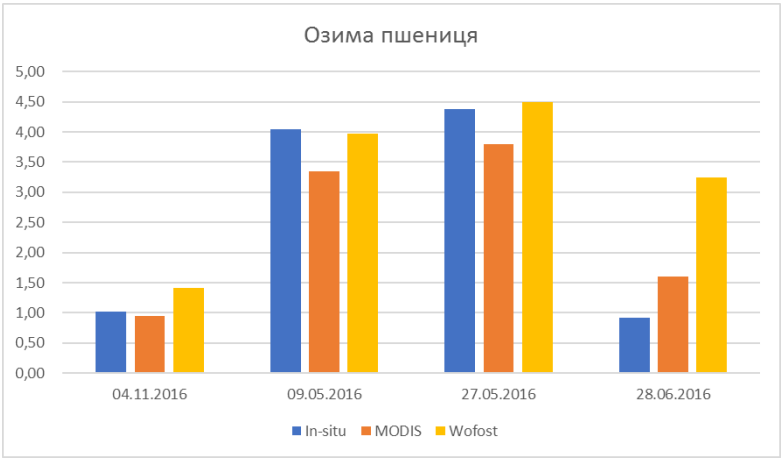

Рисунок 6.17 – Порівняння індексів LAI з різних джерел: озима пшениця

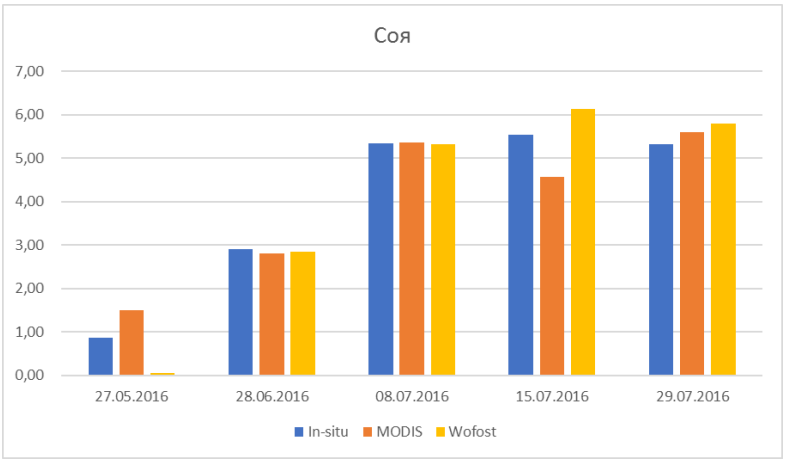

Рисунок 6.18 – Порівняння індексів LAI з різних джерел: соя

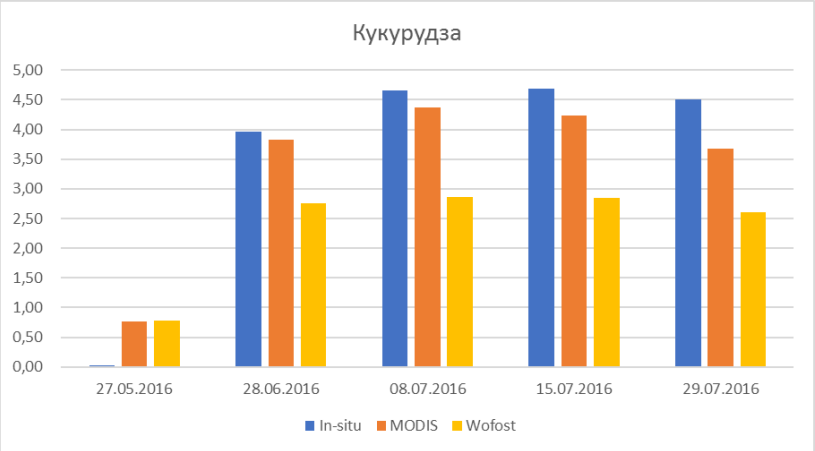

Рисунок 6.19 – Порівняння індексів LAI з різних джерел: кукурудза

Модельні дані WOFOST мають вірну тенденцію, проте для її досягнення необхідна точна інформація про дату посіву культури, цвітіння та повної стиглості, а дані MODIS можуть бути використані в якості орієнтира для будь якої зони інтересу.

6.5 Побудова карт вирубок та деградації лісу за 2015-2021 роки для території України

Для аналізу змін лісового покриву в України використано набір даних «Global Forest Change 2000–2019» [164]. Оскільки найбільш цінними лісами вважаються ті, які перебувають під захистом держави, аналіз проводився по територіям природних заповідників України. Загальна кількість природних заповідників в Україні становить 7108.

Використано три набори даних:

- Лісовий покрив на 2000 рік (treecover2000),
- Глобальний приріст лісового покриву за 2000–2012 рр. (gain),
- Рік втрати лісового покриву (lossyear).

Оскільки період зміни лісового покриву є тривалим періодом, ми зупинилися на 5-річних інтервалах, протягом яких було досліджено площу лісового покриву (2000, 2005, 2010, 2015, 2019).

З початкової маски лісу віднімалися значення, які були присутні в наборі даних «lossyear» за відповідні періоди дослідження. Початкова лісова маска для кожного наступного періоду вважалася кінцевою для попереднього періоду.

Інформація про отримання глобального лісового покриву доступна у вигляді растрової маски за період з 2000 по 2012 р. У зв'язку з цим не можна використовувати таку маску для кожного року окремо, оскільки не очевидно, в якому році відбулося збільшення лісового покриву. Виходячи з періодів наших досліджень, доцільніше використовувати інформацію про збільшення лісового покриву за 2010 р.

Таким чином, для України було отримано 5 лісових масок у 5 часових періодах.

Також для деяких заповідників значення поля «AREAPZF» було недоступне, тому площі таких заповідників були розраховані на основі їх меж. Тому офіційна площа заповідника і результуюча площа за векторними контурами можуть відрізнятися.

Для обчислення площі лісу в межах векторних контурів заповідника на основі растрової маски, кількість ненульових пікселів, які потрапляють до контура, обчислюється і множиться на площу пікселя. Оскільки просторова роздільна здатність набору даних Хансена становить 30 м (тобто 1 піксель відповідає 0,09 га), маски лісу були перетворені до просторової роздільної здатності 10 метрів (рис. 6.20) для більш точних розрахунків площі (1 піксель – 0,01 га).

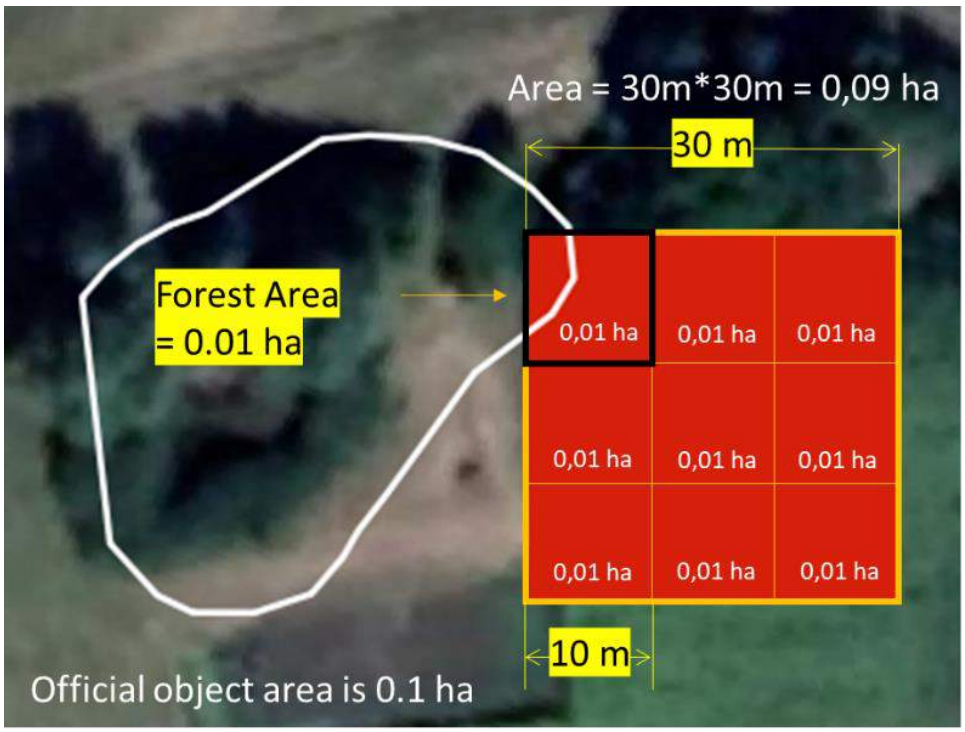

Рисунок 6.20 – Перетворення просторового розрізнення маски лісу

Незважаючи на збільшення просторової роздільної здатності, для малих заповідників можуть бути певні неточності в розрахунку площі лісу, зокрема площа лісу може бути більшою за загальну площу заповідника. Тому площі за растровими даними окремо розглядаються заповідники площею понад 1 га і менше 1 га.

У таблиці 6.2 наведено отримані площі в межах природних заповідників на основі набору даних Хансена, які становлять понад 1 га, менше 1 га та загальну площу за 5 часових періодів. Як можна побачити, з 2000 по 2019 рр. частка лісу у всіх заповідниках зменшилася з 48,8% до 47,3%, тобто на 1,5%, або 59,8 тис. га.

Таблиця 6.2 – Площа лісів у межах усіх заповідників України на основі даних Hansen (в га та %)

Заповідники	**Номер**	**Площа заповідників (га)**	**Площа лісів у 2000 р. [1], (га)**	**Площа лісів у 2005 р. [1], (га)**	**Площа лісів у 2010 р. [1], (га)**	**Площа лісів у 2015 р. [1], (га)**	**Площа лісів у 2019 р. [1], (га)**
>1 га	5565	3806406,92	1859088,52 48 837%	1838436,55 48 294%	1853101,76 48 679%	1831233,28 48,105%	1799258,96 47 265%
<1 га	1539 рік	350,71	243,57 0,006%	241,73 0,006%	240,21 0,006%	237,50 0,006%	234,61 0,006%
Всього	7104	3806757,63	1859332,09 48 843%	1838678,28 48 300%	1853341,97 48 686%	1831470,78 48 111%	1799493,57 47 271%

Всього в Україні налічується 18 заповідників загальнодержавного значення, 6 з яких зараз знаходяться на непідконтрольній Україні території. Найбільші зміни площі лісового покриву з 2000 по 2019 рр. спостерігаються у заказниках загальнодержавного значення «Поліський» (рис. 6.21) та «Рівненський» (рис. 6.23) – 2,7 тис. га та 1,2 тис. га, або 5,6% та 6,1% від загальної площі заповідників відповідно (табл. 6.3).

Також, за даними Hansen, спостерігається позитивна динаміка в Заповіднику загальнодержавного значення «Древлянський» (рис. 6.22). Незважаючи на те, що частка лісового покриву зменшується всередині лісу, він росте по периметру, і в цілому тенденція з 2000 по 2019 р. була позитивною. Загальна площа лісового покриву Заповідника загальнодержавного значення «Древлянський» з 2000 по 2019 ррри зросла на 1 тис. га, або 3,4% до загальної площі заповідника (табл. 6.3).

Таблиця 6.3 – Найбільші зміни лісових площ з 2000 по 2019 рр. у межах природно-заповідного фонду загальнодержавного значення

Заповідники	Територія природних заповідників (AREAPZF) (га)	Територія природних заповідників (з використанням векторних меж) (га)	Площа лісів у 2000 р, (га)	Площа лісів у 2019 р, (га)	Різниця 2000 і 2019 (га)
Заповідник загальнодержавного значення «Поліський»	42288,70	50259,02	19538,10 38,9%	16755,30 33,3%	-2782,80 -5,60%
Заповідник загальнодержавного значення «Рівненський»	20104,00	20122,55	13951,38 69,3%	12708,15 63,2%	-1243,23 -6,10%
Заповідник загальнодержавного значення «Древлянський»	30872,84	30580,70	14981,86 49%	16017,08 52,4%	1035,22 3,4%

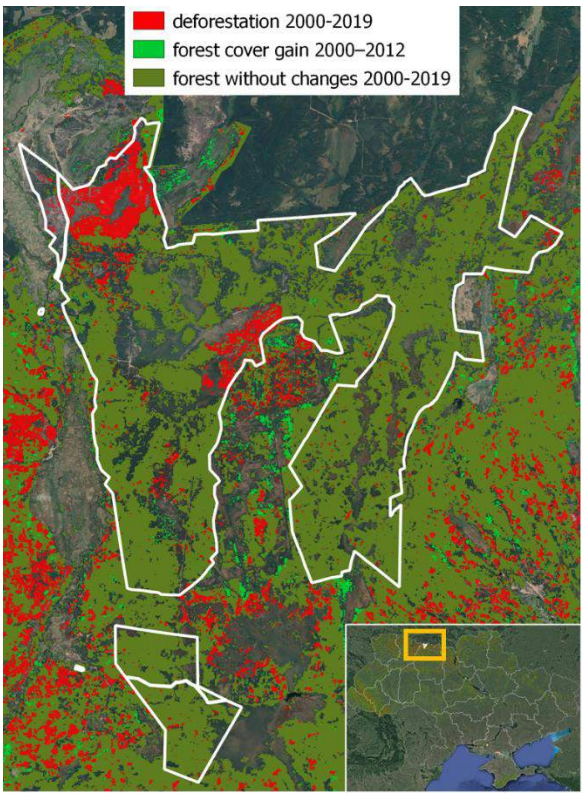

Рисунок 6.21 – Заповідник загальнодержавного значення «Поліський», вирубка лісів з 2000 по 2019 р.

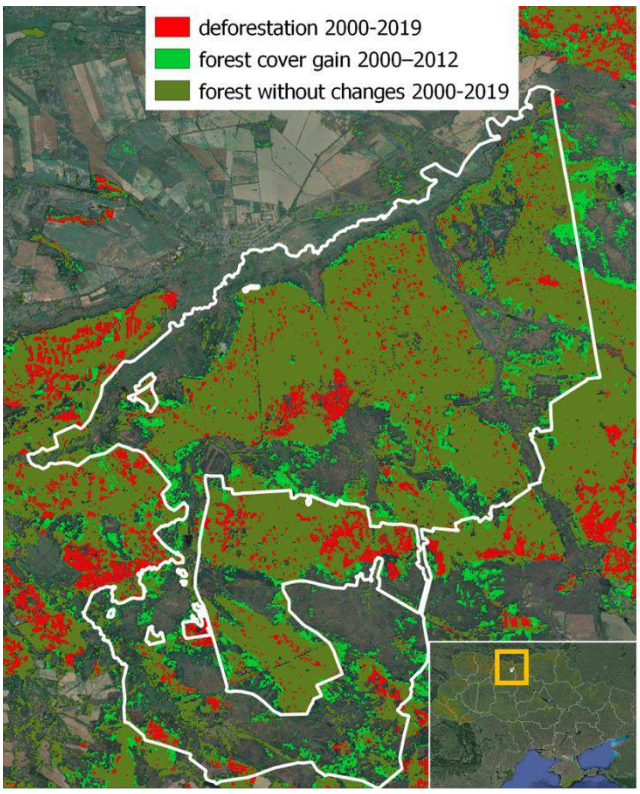

Рисунок 6.22 – Заповідник загальнодержавного значення «Древлянський», зростання площі лісів з 2000 по 2019 р.

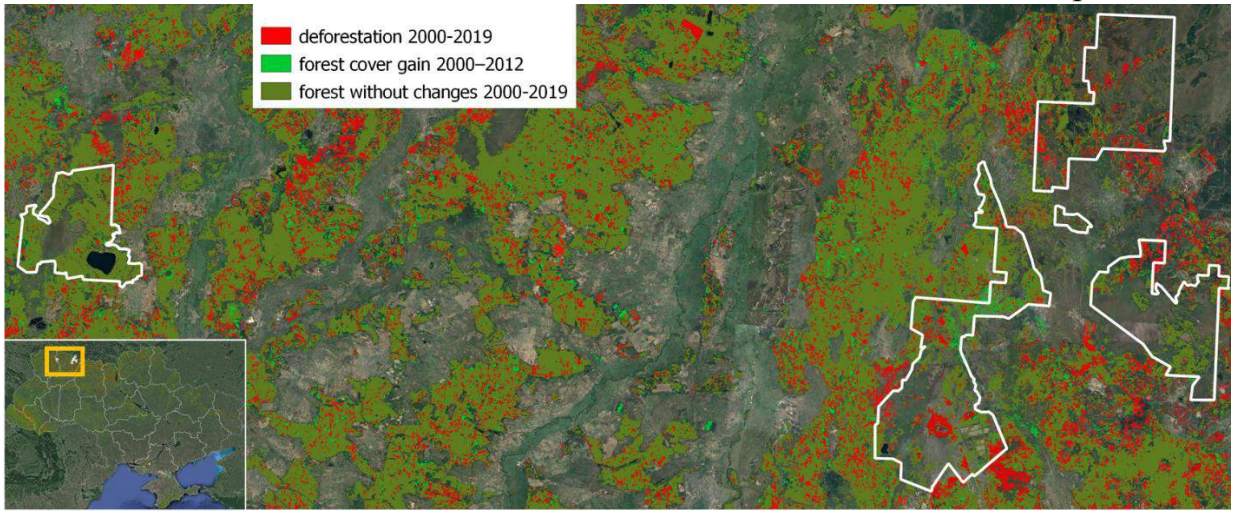

Рисунок 6.23 – Заповідник загальнодержавного значення «Рівненський», вирубка лісів з 2000 по 2019 р.

6.6 Побудова карт деградації землі для України за розробленою методологією

На рис. 6.24 наведено карти деградації для України за 2016–2020 рр., побудовані за запропонованою методологією.

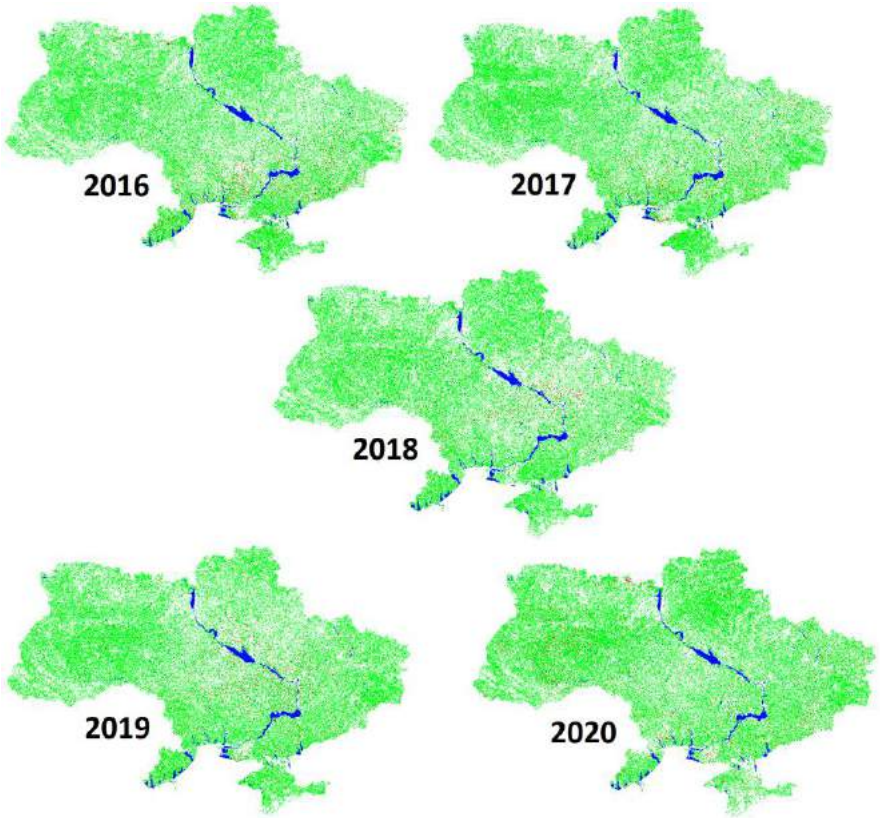

Рисунок 6.24 – Карти деградації для України за 2016–2020 рр., побудовані за запропонованою методологією (зелений – стійкі (sustainable) території, червоний – деградовані)

З аналізу отриманих карт можна зробити наступні висновки:

1) на території Полісся в 2016 р. наявна деградація території (вирубки), яка зникає в 2017–2019 рр. і повторно з’являється у 2020 р.,

2) на території Дніпропетровської області у 2018 р. спостерігається суттєва кількість деградованих територій. Відповідно до карт класифікації

основною культурою на зазначеній території є пшениця. В таблиці 6.4 наведено дані Державної служби статистики України [181] щодо врожайності зернових культур на території Дніпропетровської області за 2017–2019 р.

Таблиця 6.4 – Врожайність зернових культур на території Дніпропетровської області за 2017–2019 рр. ([181])

	Врожайність зернових, ц/га		Відношення врожайностей
	Дніпропетровська обл.	Вся Україна	
2017	31,9	42,5	75,06 %
2018	31,1	47,4	65,61 %
2019	38,1	49,1	77,60 %

Як видно з таблиці, у 2018 р. в Дніпропетровській області дійсно спостерігалось зниження врожайності зернових культур, що додатково підтверджує коректність отриманих карт деградації.

6.7 Створення геопросторового проєкту з отриманими продуктами

В результаті виконання цього дослідження Створено QGIS-проект з отриманими продуктами. Перелік шарів (layers) наведено на рис. 6.25.

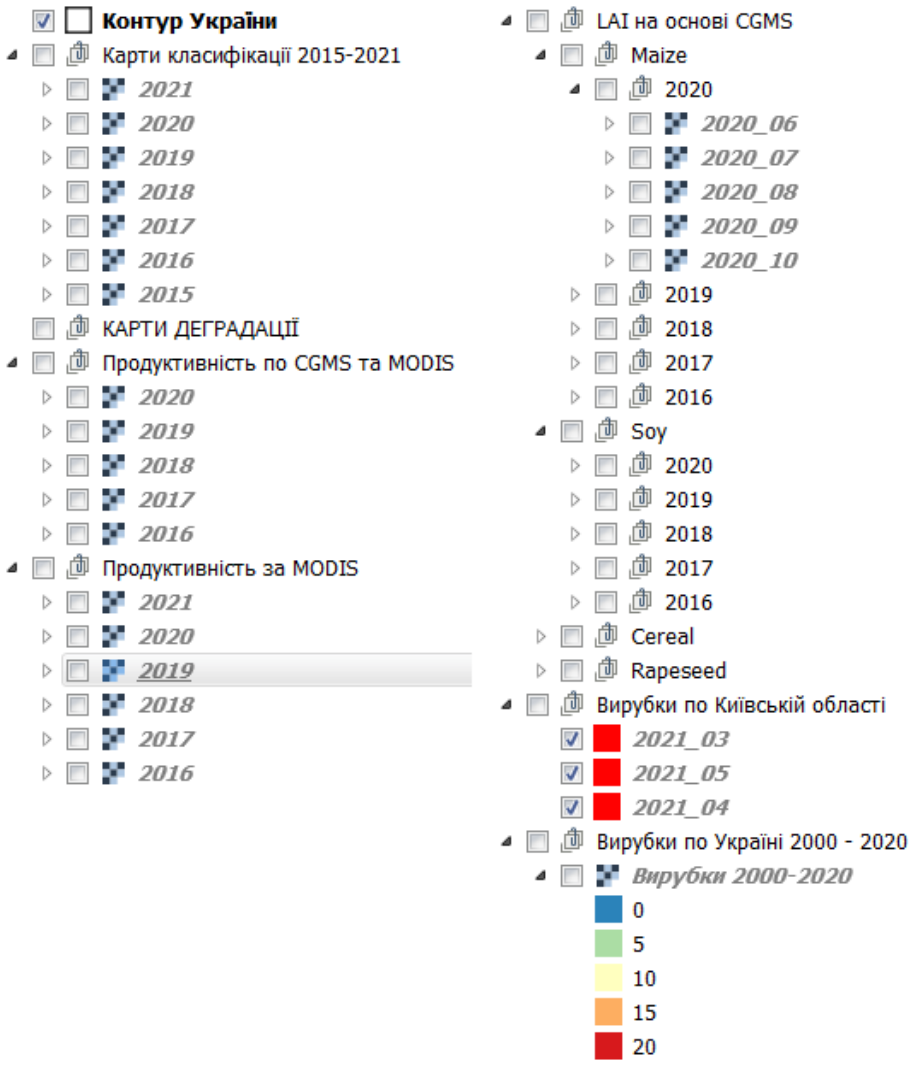

Рисунок 6.25 – Список шарів (layers) QGIS-проекта

В проекті розміщено наступні продукти.

Вхідні дані для запропонованої методології:

– «Карти класифікації 2015–2021» – карти класифікації території України. Опис карт класифікації наведено в розділі 6.2.

– «Продуктивність за MODIS» – карти індексів LAI України за 2016–2021 рр. (значення LAI для інформативних місяців відповідно до культур).

– «Вирубки по Україні 2000–2020» – карта Hansen вирубок лісу для України. Карта є інтегральною: ненульове значення представляє номер року, в якому на відповідній території спостерігалась вирубка.

Проміжні дані:

– «LAI на основі CGMS» – карти індексів LAI за 2016–2020 рр., змодельованих на основі використання програмного фреймворку CGMS окремо для кожної мажоритарної культури. У проект включені карти лише за місяці від дати сівби до дати збору врожаю, оскільки в інші місяці (до сівби і після збору) значення змодельованих індексів LAI рівні нулю.

– «Продуктивність по CGMS та MODIS» – карти продуктивності для сільськогосподарських земель, отримані як різниця індексів CGMS LAI (змодельоване) та MODIS LAI (реальне) відповідно до запропонованої методології (розділ 6.3).

Вихідні дані:

– «Вирубки по Київській області» – карта вирубок для Київської області.

– «Карти деградації» – загальні карти деградації для України за 2016–2020 рр., обчислені за допомогою запропонованої методології.

Отже, в даному розділі описані наступні результати:

1. Побудовано карти біофізичних параметрів росту основних сільгоспкультур для України на основі моделі CGMS.

2. Побудовано карти класифікації сільськогосподарських земель для України за 2015-2021 рр.

3. Побудовано карти продуктивності сільськогосподарських земель для території України, а також виконано їх валідацію.

4. Побудовно та провалідовано карту вирубок та деградації лісу.

5. Побудовано карти деградації землі для України за розробленою методологією.

6. Створено геопросторовий проєкт з отриманими продуктами.

Висновки

В межах виконання науково-дослідної роботи проведено аналіз сучасного стану проблеми оцінки деградації земель за супутниковими даними та наявних інформаційних продуктів, що можуть бути для цього використані. На основі проведеного аналізу можна зробити наступні висновки.

Для моніторингу деградації земель застосовні прості вегетаційні індекси (NDVI), що мають декілька обмежень, зокрема, можуть насичуватися, не враховують класи сільськогосподарських культур та сівозміни. Для обходу цих обмежень слід перейти до використання біофізичних параметрів, таких як LAI, індексів GCI, LWCI, а також задіяти карти класифікації сільськогосподарських культур, що дозволить врахувати різні класи сільськогосподарських культур та динаміку їх росту. Модифікований підхід дозволив покращити результати обчислень індикаторів цілей сталого розвитку ООН 15.3.1 «Відношення площі деградованих земель до загальної площі земель», 2.4.1 «Частка сільськогосподарських площ в умовах продуктивного та стійкого сільського господарства» та 15.1.1 “Площа лісу як частка загальної площі суші”.

Проведено аналіз наявних на даний момент джерел супутникових даних та даних з інших джерел, що можуть бути використані для моніторингу деградації земель. Зокрема, завантажено та оброблено супутникові дані Sentinel-1, Sentinel-2 з маскуванням хмарності, що покривають територію України. Сформовано набір наземних даних для різних класів земної поверхні, набір даних з вимірами біофізичного індексу листової поверхні LAI для сільськогосподарських полів у Київській області та дані про вирубки у Київській та Львівській областях. Сформовані набори даних були використані в процесі виконання проєкту.

Проаналізовано різні картографічні матеріали з інформацією про ґрунти України по класифікації FAO ООН, Держгеокадастру України. На їх основі побудовано профайли ґрунтів для території України, що гармонізовані з класифікацією FAO ООН та профайли мажоритарних сільськогосподарських культур.

У проєкті запропонована нейромережева модель класифікації та метод фільтрації карт класифікації сільськогосподарських земель, які дозволяють підвищити точність та зменшити «зашумленість» результуючої растрової карти класифікації, що є важливою необхідною передумовою для аналізу змін земного покриву, оскільки така модель дозволить будувати карти земного покриву і землекористування для України з просторовим розрізненням 10 м, на відміну від існуючих глобальних продуктів з нижчим просторовим розрізненням. Результати апробації метода на тестовому регіоні є позитивними. Тому основний робочий процес класифікації земного покриву було модифіковано шляхом додавання етапу фільтрації отриманих карт класифікації.

Наведено комплексний метод оцінки продуктивності сільськогосподарських земель з використанням часового ряду карт класифікації земного покрову та моделей біофізичного моделювання розвитку рослин Crop Growth Modeling System (CGMS), який ґрунтується на удосконаленій нейромережевій моделі класифікації, а також на визначенні біофізичних параметрів росту рослин із використанням супутникових даних і моделей біофізичного моделювання розвитку рослин. Крім того, запропоновано спосіб його використання для побудови карти деградації сільськогосподарських земель.

Наведено метод виявлення вирубок лісу на основі нейронної мережі з архітектурою U-Net, її модифікації з використанням енкодера Efficientnet B3, а також ансамблю цих мереж. Результати тестування для задач пошуку

вирубок лісу показують, що найбільш точні результати можна отримати шляхом поєднання радарних та оптичних зображень. В той же час радарні зображення дають прийнятну точність навіть за відсутності оптичних даних. Це дозволяє використовувати розроблений метод на основі глибокого навчання для задач виявлення вирубок лісу при наявності хмарності, а також восени та взимку, тобто у тих випадках, в яких використання оптичних зображень є неефективним або неможливим з огляду на їх відсутність.

Запропоновано комплексний метод визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель, виконано його тестування. Метод дозволяє будувати карти деградації земель з розрізненням 10 м, які можуть бути корисними, зокрема, для планування заходів щодо досягнення нейтрального рівня деградації земель відповідно до міжнародних зобов'язань України.

На основі запропонованого комплексного методу визначення деградації земель на основі аналізу змін земного покриву, деградації лісів та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель розроблено відповідну інформаційну технологію. Розроблена інформаційна технологія дають змогу здійснювати моніторинг деградації земель на регулярній основі.

На основі розробленої методології побудовано карти класифікації земного покриву, карти продуктивності сільськогосподарських земель, карти деградації та вирубок та карти LAI, отримані на основі біофізичного моделювання з оцінкою їх точності. Створено геопросторовий проєкт для території України, що містить наступні дані за 2015-2021 рр.: карту класифікації земного покрову та сільськогосподарських культур, карти вирубок та деградації лісів, карти деградації землі, карти LAI отриманих на основі моделі CGMS.

В результаті виконання проєкту отримані результати, які містять наступну наукову новизну:

1. Удосконалена нейромережева модель класифікації земного покриву за даними Sentinel-1, -2 в частині постобробки (фільтрації) карти класифікації з врахуванням додаткових ознак. Це дозволило підвищити точність та зменшити «зашумленість» результуючої растрової карти класифікації, що є важливою необхідною передумовою для аналізу змін земного покриву. Така модель дозволяє побудувати карти земного покриву і землекористування для України з просторовим розрізненням 10 м, на відміну від існуючих глобальних продуктів з розрізненням 300 м.

2. Удосконалено метод оцінки продуктивності сільськогосподарських земель, який, на відміну від відомого, враховує не лише значення вегетаційного індексу, але і тип сільськогосподарської культури. Метод ґрунтується на удосконаленій нейромережевій моделі класифікації, а також визначенні біофізичних параметрів росту рослин з використанням супутникових даних і моделей біофізичного моделювання розвитку рослин.

3. Розроблено метод детектування вирубок та деградації лісу на основі часових рядів супутникових даних Sentinel-1, 2. Сучасні інформаційні технології моніторингу вирубок ґрунтуються на методі аналізу змін земного покриву на основі 2 різночасових знімків (change detection). На відміну від традиційних підходів, розроблений метод базується на аналізі часових рядів вегетаційних індексів, що дозволяє виявляти не лише вирубки (раптові зміни земного покриву), але і поступову деградацію лісів, спричинену кліматичними факторами, надзвичайними ситуаціями або хворобами рослин.

4. Удосконалено інформаційну технологію визначення деградації земель шляхом врахування конкретних типів земного покриву, зокрема, деградації лісів, та зменшення продуктивності сільськогосподарських земель. Це дозволяє будувати карти деградації земель з просторовим розрізненням

10 м та планувати заходи щодо досягнення нейтрального рівня деградації земель у відповідності з міжнародними зобов’язаннями України.

5. Вперше для всієї території України розроблені моделі і методи реалізовані в хмарному середовищі, що дозволяє здійснювати моніторинг деградації земель на регулярній основі.

За результатами виконання проєкту до друку подано 9 статей, з яких одна в українському фаховому виданні, інші 8 — в міжнародних виданнях, що індексуються в наукометричній науковій базі SCOPUS. Перелік робіт наведено в розділі “Перелік наукових праць за темою дослідження В межах виконання проєкту”.

Перелік джерел посилання

1. UNEP. GEO-4: Global environmental outlook. Environment for development. United Nations Environ. Programme, Nairobi. 2007.
2. Bai Z. G. Global assessment of land degradation and improvement: 1. identification by remote sensing / Bai Z. G. et all // ISRIC-World Soil Information. 2008. №. 5.
3. Squires V. et al. Global Land Outlook (GLO). 2019.
4. Metadata of SDG 15.3.1. URL: https://unstats.un.org/sdgs/metadata/files/Metadata-15-03-01.pdf.
5. Hill J., M. Stellmes, T. Udelhoven, A. Röder and S. Sommer Mediterranean desertification and land degradation: mapping related land use change syndromes based on satellite observations. *Global and Planetary Change*. 2008. Vol. 64, No. 3-4. P 146-157. DOI: 10.1016/j.gloplacha.2008.10.005.
6. Prince S. D. Challenges for remote sensing of the Sustainable Development Goal SDG 15.3. 1 productivity indicator. *Remote Sensing of Environment*. 2019. Vol. 234. P. 111428. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111428.
7. Giuliani G., B. Chatenoux, A. Benvenuti, P. Lacroix, M. Santoro and P. Mazzetti Monitoring land degradation at national level using satellite Earth Observation time-series data to support SDG15–exploring the potential of data cube. *Big Earth Data*. 2020. Vol. 4, No. 1. P. 3-22. DOI: 10.1080/20964471.2020.1711633.
8. Li J. , D. P. Roy A Global Analysis of Sentinel-2A, Sentinel-2B and Landsat-8 Data Revisit Intervals and Implications for Terrestrial Monitoring. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9, No. 9. P. 902. DOI: 10.3390/rs9090902.
9. Beck C. , J. Grieser, B. Rudolf, U. Schneider A new monthly precipitation climatology for the global land areas for the period 1951 to 2000. *Geophys. Res. Abstr*. 2005. Vol. 7. P. 07154.

10. High resolution gridded datasets. URL: https://crudata.uea.ac.uk/cru/data/hrg/.
11. Beck C. , J. Grieser and B. Rudolf A New Monthly Precipitation Climatology for the Global Land Areas for the Period 1951 to 2000. *DWD, Klimastatusbericht KSB 2004,* ISSN 1437-7691, ISSN 1616-5063 (Internet), ISBN 3-88148-402-7. 2005. P. 181-190.
12. Thomas Richard James 10th Anniversary Review: Addressing land degradation and climate change in dryland agroecosystems through sustainable land management. *Journal of Environmental Monitoring* 10.5. 2008. P. 595-603.
13. Webb N. P., N. A. Marshall, L. C. Stringer, M. S. Reed, A. Chappell and J. E. Herrick Land degradation and climate change: building climate resilience in agriculture. *Frontiers in Ecology and the Environment.* 2017. Vol. 15, No. 8. P. 450-459. DOI: 10.1002/fee.1530.
14. MEA 2005. Ecosystems and human well-being. *Desertification synthesis, World Resources Institute,* Washington, D.C. 2005. P. 26.
15. Kussul N., M. Lavreniuk, L. Shumilo and A. Kolotii Nexus Approach for Calculating SDG Indicator 2.4. 1 Using Remote Sensing and Biophysical Modeling. *In IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.* 2019. P. 6425-6428. DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8898549.
16. Про систему CGMS. URL: https://uhmi.org.ua/html_cgms/aboutCGMS.html.
17. SDG Indicator 15.3.1 (Trends.Earth) URL: http://trends.earth/docs/en/background/understanding_indicators15.html
18. National target setting to achive land degradation neutrality in Ukraine. Final report. URL:

https://knowledge.unccd.int/sites/default/files/ldn_targets/2019-06/Ukraine%20LDN%20TSP%20Country%20Report.pdf.

19. Metadata SDG 2.4.1. URL: https://unstats.un.org/sdgs/metadata/files/Metadata-02-04-01.pdf.
20. Hayati D. A literature review on Frameworks and Methods for Measuring and Monitoring sustainable Agriculture. Technical Report, 2017. №. 22.
21. SDG Indicator 2.4.1. FAO. URL: http://www.fao.org/fileadmin/templates/es/SDG/SDG_2.4.1_Sub-Indicators_methodological_sheets.pdf.
22. Metadat SDG 15.1.1. URL: https://unstats.un.org/sdgs/metadata/files/Metadata-15-01-01.pdf.
23. Індикатор 15.2.1: Лісистість території країни. URL: http://www.ukrstat.gov.ua/csr_prezent/ukr/st_rozv/metadata/15/meta/15.2.1.pdf.
24. IAEG-SDGs. Tier Classification for Global SDG Indicators. URL: https://unstats.un.org/sdgs/iaeg-sdgs/tier-classification/.
25. Kussul N., A. Kolotii, A. Shelestov, B. Yailymov M. Lavreniuk Land degradation estimation from global and national satellite based datasets within UN program. *In 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS).* 2017. Vol. 1. P. 383-386. DOI: 10.1109/IDAACS.2017.8095109.
26. List of land cover products. ESA. URL: http://www.esa-landcover-cci.org/.
27. Ivits E., M. Cherlet Land-Productivity Dynamics: Towards integrated assessment of land degradation at global scales. *Joint Research Centre (European Commission). European Union.* 2013. Vol.10. P. 59315. DOI: 10.2788/59315.
28. MOD13Q1 product. URL: https://lpdaac.usgs.gov/products/mod13q1v006/.

29. GIMMS Global Agricultural Monitoring URL: https://glam1.gsfc.nasa.gov/.
30. Soil organic carbon stock map. URL: https://soilgrids.org/.
31. Trends.Earth. URL: http://trends.earth/docs/en/index.html.
32. Geodab. URL: https://vl.geodab.org/.
33. Kussul N. , M. Lavreniuk, A. Kolotii, S. Skakun, O. Rakoid and L. Shumilo A workflow for sustainable development goals indicators assessment based on high-resolution satellite data. *International Journal of Digital Earth*. 2019. P. 309-321. DOI: 10.1080/17538947.2019.1610807.
34. The LDN target setting programme. URL: https://www.unccd.int/actions/ldn-target-setting-programme.
35. Navigating Sustainability in a changing planet. Connecting GEO. D2.1 SDG Workshop Report. 2016. URL: https://ddd.uab.cat/pub/worpap/2016/146881/D2_1_SDG_workshop_report.pdf.
36. Masò J. , I. Serral, C. Domingo-Marimon, A. Zabala Torres Earth Observations for Sustainable Developement Goals Monitoring Based on Essential Variables and Driver-Pressure-State-Impact-Repsonse Indicators. *J. MasòInternational Journal of Digital Earth.* 2020. Vol. 13, No. 2. P. 217-235. DOI: 10.1080/17538947.2019.1576787.
37. UN. SDG Indicators. Metadata repository. URL: https://unstats.un.org/sdgs/metadata.
38. Kuffer M., J. Wang, M. Nagenborg, K. Pfeffer, D. Kohli, R. Sliuzas, C. Persello The Scope of Earth-Observation to Improve the Consistency of the SDG Slum Indicator. *ISPRS Int. J. Geo-Inf*. 2018. Vol. 7, No. 11 P. 428. DOI: 10.3390/ijgi7110428.
39. Claverie M., J. Ju, J. G. Masek, J. L. Dungan, E. F. Vermote, J. C. Roger, C. Justice The Harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set.

Remote sensing of environment. 2018. Vol. 219. P. 145-161. DOI: 10.1016/j.rse.2018.09.002.

40. Lehmann A. et al. GEOEssential–mainstreaming workflows from data sources to environment policy indicators with essential variables. *International Journal of Digital Earth.* 2020. Vol. 13, No. 2. C. 322-338. DOI: 10.1080/17538947.2019.1585977.
41. Cowie A. L., B. J. Orr, V. M. C. Sanchez, P. Chasek, N. D. Crossman, A. Erlewein, G. Louwagie, et al. Land in Balance: The Scientific Conceptual Framework for Land Degradation Neutrality. *Environmental Science & Policy*. 2018. Vol. 79. P. 25-35. DOI: 10.1016/j.envsci.2017.10.011.
42. Kussul N., M. Lavreniuk, S. Skakun and A. Shelestov Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters.* 2017b. Vol. 14, No, 5. P. 778-782. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2681128.
43. Skakun S., N. Kussul, A. Shelestov and O. Kussul The Use of Satellite Data for Agriculture Drought Risk Quantification in Ukraine. *Geomatics, Natural Hazards and Risk.* 2015. Vol. 7, No. 3. P. 901-917. DOI: 10.1080/19475705.2015.1016555.
44. Kussul N., G. Lemoine, F. J. Gallego, S. Skakun, M. Lavreniuk and A. Shelestov Parcel-based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2016. Vol. 9, No. 6. P. 2500-2508. DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2560141.
45. Kussul N., M. Lavreniuk, A. Shelestov and S. Skakun Crop Inventory at Regional Scale in Ukraine: Developing in Season and End of Season Crop Maps with Multi-temporal Optical and SAR Satellite Imagery. *European Journal of Remote Sensing.* 2018. Vol. 51, No. 1. P. 627-636. DOI: 10.1080/22797254.2018.1454265.

46. Ghazaryan G., O. Dubovyk, F. Löw, M. Lavreniuk, A. Kolotii, J. Schellberg, N. Kussul A Rule-based Approach for Crop Identification Using Multi-temporal and Multi-sensor Phenological Metrics. *European Journal of Remote Sensing*. 2018. Vol. 51, No. 1. P. 511-524. DOI: 10.1080/22797254.2018.1455540.
47. Shelestov A., M. Lavreniuk, N. Kussul, A. Novikov, S. Skakun Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-temporal Satellite Imagery for Crop Mapping. *Frontiers in Earth Science.* 2017b. Vol. 5. P. 17. DOI: 10.3389/feart.2017.00017.
48. Skakun S., N. Kussul, A. Shelestov, M. Lavreniuk, O. Kussul Efficiency Assessment of Multitemporal C-Band Radarsat-2 Intensity and Landsat-8 Surface Reflectance Satellite Imagery for Crop Classification in Ukraine. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing.* 2016. Vol. 9, No. 8. P. 3712-3719. DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2454297.
49. Waldner F., D. De Abelleyra, S. R. Verón, M. Zhang, B. Wu, D. Plotnikov, S. Bartalev, et al. Towards a Set of Agrosystem-specific Cropland Mapping Methods to Address the Global Cropland Diversity. *International Journal of Remote Sensing*. 2016. Vol. 37, No. 14. P. 3196-3231. DOI: 10.1080/01431161.2016.1194545.
50. Kussul N., A. Kolotii, A. Shelestov, B. Yailymov, M. Lavreniuk Land Degradation Estimation from Global and National Satellite based Datasets within UN Program. *9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS).* 2017a. Vol. 1. P. 383-386. DOI: 10.1109/IDAACS.2017.8095109.

51. Gitelson A. A. Remote Sensing Estimation of Crop Biophysical Characteristics at Various Scales. *Hyperspectral remote sensing of vegetation.* 2016. P. 329.
52. Monteith J. L. Solar Radiation and Productivity in Tropical Ecosystems. The *Journal of Applied Ecology*. 1972. Vol. 9, No. 3. P. 747-766. DOI:10.2307/2401901.
53. Bandaru V., T. O. West, D. M. Ricciuto, R. C. Izaurralde Estimating Crop Net Primary Production Using National Inventory Data and MODIS-derived Parameters. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2013. Vol. 80. P. 61-71. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2013.03.005.
54. Prince S. D., S. N. Goward Global Primary Production: A Remote Sensing Approach. *Journal of Biogeography*. 1995. Vol. 22, No. 4–5. P. 815-835. DOI:10.2307/2845983.
55. He M., J. S. Kimball, M. P. Maneta, B. D. Maxwell, A. Moreno, S. Beguería, X. Wu Regional Crop Gross Primary Productivity and Yield Estimation Using Fused Landsat-MODIS Data. *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, No. 3. P. 372. DOI: 10.3390/rs10030372.
56. Prince S. D., J. Haskett, M. Steininger, H. Strand, R. Wright Net Primary Production of US Midwest Croplands from Agricultural Harvest Yield Data. *Ecological Applications*. 2001. Vol. 11, No. 4. P. 1194-1205. DOI: 10.1890/1051-0761.
57. Xin Q., M. Broich, A. E. Suyker, L. Yu, P. Gong Multi-scale Evaluation of Light use Efficiency in MODIS Gross Primary Productivity for Croplands in the Midwestern United States. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2015. Vol. 201. P. 111-119. DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.11.004.
58. López-Lozano R., G. Duveiller, L. Seguini, M. Meroni, S. García-Condado, J. Hooker, B. Baruth Towards Regional Grain Yield Forecasting with 1 km-resolution EO Biophysical Products: Strengths and Limitations at Pan-

European Level. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2015. Vol. 206. P. 12-32. DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.02.021.

59. Shelestov A., A. Kolotii, S. Skakun, B. Baruth, R. Lopez Lozano, B. Yailymov Biophysical Parameters Mapping Within the SPOT-5 Take 5 Initiative. *European Journal of Remote Sensing*. 2017a. Vol. 50, No. 1. P. 300-309. DOI: 10.1080/22797254.2017.1324743.
60. Skakun S., E. Vermote, J.-C. Roger, B. Franch Combined Use of Landsat-8 and Sentinel-2A Images for Winter Crop Mapping and Winter Wheat Yield Assessment at Regional Scale. *AIMS Geosciences*. 2017. Vol. 3, No. 2. P. 163-186. DOI: 10.3934/geosci.2017.2.163.
61. Molod A., L. Takacs, M. Suarez, J. Bacmeister Development of the GEOS-5 Atmospheric General Circulation Model: Evolution from MERRA to MERRA2. *Geoscientific Model Development*. 2015. Vol. 8, No. 5. P. 1339-1356.
62. Copernicus Atmospheric Monitoring Service. URL: https://www.regional.atmosphere.copernicus.eu/
63. Pitkänen Timo P. Errors related to the automatized satellite-based change detection of boreal forests in Finland. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.* 2020. Vol. 86. P. 102011. DOI: 10.1016/j.jag.2019.102011.
64. Masiliūnas D. Evaluating the potential of Sentinel-2 and landsat image time series for detecting selective logging in the Amazon. *Wageningen University and Research Centre: Wageningen,* The Netherlands. 2017.
65. Fileccia T. et al. M. Guadagni, V. Hovhera, and M. Bernoux. Ukraine: Soil Fertility to Strengthen Climate Resilience. *Food and Agriculture Organization of the United Nations,* Rome, Italy. 2014.
66. Lesiv M., D. Schepaschenko, E. Moltchanova, R. Bun, M. Dürauer, A. V. Prishchepov, N. Kussul Spatial Distribution of Arable and Abandoned Land

Across Former Soviet Union Countries. *Scientific Data*. 2018. Vol. 5. P. 180056.

67. Waldner F., N. Bellemans, Z. Hochman, T. Newby, D. de Abelleyra, S. R. Verón, M. Simoes Roadside collection of training data for cropland mapping is viable when environmental and management gradients are surveyed / F. Waldner. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2019. Vol. 80. P. 82-93. DOI: 10.1016/j.jag.2019.01.002.
68. Leaf area index. URL: http://www.fao.org/3/i0197e/i0197e15.pdf.
69. The researcher's complete guide to Leaf Area Index (LAI). URL: https://www.metergroup.com/environment/articles/lp80-pain-free-leaf-area-index-lai/.
70. Copernicus Global Land Service. LAI. URL: https://land.copernicus.eu/global/products/lai.
71. Fang H., F. Baret, S. Plummer G. Schaepman-Strub An overview of global leaf area index (LAI): Methods, products, validation, and applications. *Reviews of Geophysics*. 2019. Vol. 57, No. 3. P. 739-799. DOI: 10.1029/2018RG000608.
72. Rossello, P., & Baret, F. (2007). VAlidation of land european remote sensing instruments. INRA, Davos.
73. Soil map of Ukraine. URL: https://esdac.jrc.ec.europa.eu/images/Eudasm/UA/russ_x76.jpg.
74. Кривобок А. А., А. О. Кривошеин, Т. И. Адаменко Особенности технологической адаптации системы cgms для мониторинга сельскохозяйственных посевов в Украине. *Український гідрометеорологічний журнал.* 2018. № 22. С. 64 – 79.
75. Baliuk S., V. Medvedev, A. Kucher, V. Solovey, A. Levin Y. Kolmaz Ukrainian chernozems as a factor in global food security and resilience of agriculture to climate change. *Proceedings of the Global Symposium on Soil*

*Organic Carbo*n, Rome, Italy. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO). 2017. Vol. 21-23. P. 423-428.

76. Пліско І. В. та ін. Створення національної карти запасів органічного вуглецю в ґрунтах України. 2018.
77. GSOCmap Contributors. URL: http://www.fao.org/global-soil-partnership/pillars-action/4-information-and-data/global-soil-organic-carbon-gsoc-map/gsocmap-contributors/en/.
78. Viatkin K. V., Y. V. Zalavskyi, V. V. Lebed, O. I. Sherstyuk, O. M. Bihun, I. V. Plisko, S. G. Nakisko Digital mapping of soil organic carbon stocks in Ukraine. *Агрохімія і ґрунтознавство*. 2019. Vol. 88. P. 5-11.
79. Ukraine: Soil fertility to strengthen climate resilience. Preliminary assessment of the potential benefits of conservation agriculture. URL: http://www.fao.org/3/a-i3905e.pdf.
80. Database «Ukrainain soil properties». URL: https://esdac.jrc.ec.europa.eu/projects/esoter/Danube/Presentations/c%20-%20Ukraine%20-%20Tetiana%20Laktionova%20-%201-UA_5-6feb_Ispra-S.pdf.
81. Soil Datasets. NASA. URL: https://daac.ornl.gov/cgi-bin/theme_dataset_lister.pl?theme_id=3.
82. Digital soil map of the world. URL: http://www.fao.org/geonetwork/srv/en/metadata.show%3Fid=14116.
83. WoSIS soil profile database. URL: https://www.isric.org/explore/wosis
84. General information of soil. FAO. URL: http://www.fao.org/tempref/FI/CDrom/FAO_Training/FAO_Training/General/x6706e/x6706e00.htm#.
85. Публічна кадастрова карта України. URL: https://map.land.gov.ua/.
86. Soil Data for MARS: https://esdac.jrc.ec.europa.eu/content/sinfo-esdb-data-adapted-mars-crop-yield-forecasting-system#tabs-0-description=1.

87. Copernicus Sentinel-2. URL: http://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-2/.
88. Candra D. S, S. Phinn, P. Scarth. Automated Cloud and Cloud-Shadow Masking for Landsat 8 Using Multitemporal Images in a Variety of Environments . *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, No. 17. P. 2060.
89. Zhu Z., Curtis E. Woodcock Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote sensing of environment*. 2012. Vol. 118. P. 83-94. DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028.
90. Katelyn Tarrio, Tang Xiaojing, G. Masek Jeffrey and et. all Comparison of cloud detection algorithms for Sentinel-2 imagery. *Science of Remote Sensing.* 2020. Vol. 2. P. 100010. DOI: 10.1016/j.srs.2020.100010.
91. Meraner Andrea et al. Cloud removal in Sentinel-2 imagery using a deep residual neural network and SAR-optical data fusion. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* 2020. Vol. P. 333-346.
92. MAJA ATBD. Algorithm Theoretical Basis Document. URL: https://www.theia-land.fr/sites/default/files/imce/produits/ atbd_maja_071217.pdf.
93. Qiu S. , Z. Zhu, B. He Fmask 4.0: improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4--8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sens. Environ*. 2019. Vol. 231. P. 111205. DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.024.
94. Bilokonska Y., Yailymova H., Yailymov B., Shelestov A., Shumilo L., Lavreniuk M. Losses assessment for winter crops based on satellite data and fuzzy logic. *In IEEE 5th IDAACS-SWS.* 2020. P. 1-5. DOI: 10.1109/IDAACS-SWS50031.2020.9297059.
95. World Bank 2016. World Development Indicators 2016. Washington, D.C.: *The World Bank*.

96. Brack D. Illegal logging and the illegal trade in forest and timber products. *September 2003 International Forestry Review*. 2003. Vol.5, No. 3. P. 195-198. DOI:10.1505/IFOR.5.3.195.19148J.

97. Lima T. A., Beuchle R., Langner A., Grecchi R. C., Griess V. C., Achard F. Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI imagery for monitoring selective logging in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing*. 2019. Vol.11, No. 8. P. 961.

98. Margono B., Potapov P., Turubanova S. et al. Primary forest cover loss in Indonesia over 2000–2012. *Nature Clim Change*. 2014. Vol. 4. P. 730–735. DOI: https://doi.org/10.1038/nclimate2277.

99. Waldner Francois et al. Towards a set of agrosystem-specific cropland mapping methods to address the global cropland diversity. *International Journal of Remote Sensing.* 2016. Vol. 37, No.14. P. 3196-3231.

100. N. Kussul et al. Parcel-Based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data. *IEEE J. of Select. Topics in Appl. Earth Observ. and Rem. Sens.* 2016. Vol. 9, No. 6, P. 2500–2508.

101. Лавренюк М.С. Моделі та методи глибинного навчання для задач геопросторового аналізу: дис. … доктора філософії : 113 «прикладна математика» / КПІ ім. І. Сікорського. Київ, 2019.

102. Tamar P., Malah D. A study of edge detection algorithms. *Computer graphics and image processing.* 1982. Vol.20, No. 1. P. 1-21.

103. Лавренюк М. С. Метод детектування меж на карті класифікації на основі модифікованого алгоритму Собеля. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи.* 2017. Vol.84, No. 4. P. 17-27.

104. Kanopoulos N., Nagesh V., Robert L. Baker. Design of an image edge detection filter using the Sobel operator. *IEEE Journal of solid-state circuits.* 1988. Vol.23, No. 2. P. 358-367.

105. John C. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence.* 1986. P. 679-698.

106. Lourena R., Velho L., Cezar P., Carvalho P. Image moments-based structuring and tracking of objects. *XV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. 2002. P. 99-105.

107. Beucher Serge, and Christian Lantuéjoul. Use of watersheds in contour detection. *International Workshop on Image Processing: Real-time Edge and Motion Detection/Estimation*. 1979.

108. Nelson G. C., Valin H., Sands R. D., Havlík P., et all. Climate change effects on agriculture: Economic responses to biophysical shocks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2014. Vol. 111, No. 9. P.9.

109. Schlenker W., Roberts M. J. Nonlinear temperature effects indicate severe damages to U.S. crop yields under climate change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2009. Vol.106, No. 37. P. 15594-98.

110. Tack J., Barkley A., Nalley L. L. Effect of warming temperatures on US wheat yields. *Proceedings of the National Academy of Sciences.* 2015. Vol. 112, No. 22. P.6931-36.

111. Lesk C., Rowhani P., Ramankutty N. Influence of extreme weather disasters on global crop production. *Nature*. 2016. Vol. 529, No. 7584. P. 84-87.

112. Porter J.R., Xie L., Challinor A.J., Cochrane K., et. all. Food security and food production systems. *In: Climate Change 2014: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Part A: Global and Sectoral Aspects*. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Field, C.B., V.R. Barros, D.J. Dokken, K.J. Mach, M.D. Mastrandrea, T.E. Bilir, M. Chatterjee, K.L. Ebi, Y.O. Estrada, R.C. Genova, B. Girma, E.S. Kissel, A.N. Levy, S. MacCracken, P.R. Mastrandrea, and L.L.White (eds.)]. Cambridge

University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA. 2014. P. 485-533.

113. Lioubimtseva E., Beur, K. M., Henebry G. M. 2013. Grain Production Trends in Russia, Ukraine, and Kazakhstan in the Context of the Global Climate Variability and Change. *In Grain Production Trends in Russia, Ukraine, and Kazakhstan in the Context of the Global Climate Variability and Change eds. T. Younos & C. A. Grady*. 2013. P.121-41. Berlin: Springer.

114. FAO, IIASA, ISRIC, ISS-CAS, and JRC. Harmonized World Soil Database (version 1.1). *In Harmonized World Soil Database (version 1.1).* FAO, Rome, Italy and IIASA, Laxenburg, Austria. 2009.

115. Keyzer M. A., Merbis M. D., Witt R., Heyets V., Borodina O., Prokopa I. Farming and rural development in Ukraine: making dualisation work. *In Farming and rural development in Ukraine: making dualisation work*. Institute for Prospective Technological Studies, Joint Research Centre. 2012.

116. Tao F., Yokozawa M., Xu Y., Hayashi Y., Zhang Z. Climate changes and trends in phenology and yields of field crops in China, 1981–2000. *In Agricultural and forest meteorology.* 2006. Vol.138, No. 1-4. P 82-92. DOI: 10.1016/j.agrformet.2006.03.014.

117. Kussul N., Shelestov A., Yailymov B., Yailymova H., et. all. Crop monitoring technology based on time series of satellite imagery. *In 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*. 2020. P. 346-350. DOI:10.1109/DESSERT50317.2020.9125031.

118. The European Network of observing our Changing Planet. URL: http://www.era-planet.eu.

119. Kussul N., Kolotii A., Shelestov A., Yailymov B., Lavreniuk M. Land degradation estimation from global and national satellite based datasets within UN program. *In Intelligent Data Acquisition and Advanced*

Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). 2017. Vol. 1. P. 383-386.

120. Shumilo L. et al. Use of Land Cover Maps as Indicators for Achieving Sustainable Development Goals. *IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE*. 2018. P. 830-833.

121. Kussul N. et al. Assessment of Sustainable Development Goals Achieving with Use of NEXUS Approach in the Framework of GEOEssential ERA-PLANET Project. *XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information*. Springer, Cham, 2018. P. 146-155.

122. Kussul N., Lavreniuk M., Skakun S., Shelestov A. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters.* 2017. Vol. 14, No. 5. P. 778-782.

123. Lavreniuk M. et al. Large-Scale Classification of Land Cover Using Retrospective Satellite Data. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2016. Vol. 52, No. 1. P. 127–138.

124. Skakun S. et al. Efficiency Assessment of Multitemporal C-Band Radarsat-2 Intensity and Landsat-8 Surface Reflectance Satellite Imagery for Crop Classification in Ukraine. *IEEE J. of Select. Topics in Applied Earth Obser. and Rem. Sens.* 2016. Vol. 9, No. 8. P. 3712-3719.

125. Lavreniuk M. et al. Impact of SAR data filtering on crop classification accuracy. *2017 First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering*. 2017. P. 912-916.

126. Lavreniuk M. et al. Automated System for Crop Mapping in Amazon Web Services based on Sentinel Data. *EGU General Assembly Conference Abstracts*. 2018. Vol. 20. P. 16629.

127. Ivits E. et al. Ecosystem functional units characterized by satellite observed phenology and productivity gradients: A case study for Europe. *Ecological indicators.* 2013. Vol. 27. P. 17-28.

128. Goodfellow I., Yoshua B., Courville A. Deep learning. Vol. 1. Massachusetts, USA: MIT press. 2017.
129. Lin T. Y., Goyal P., Girshick R., He K., Dollár P. Focal loss for dense object detection. *In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision.* 2017. P. 2980-2988.
130. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for BiomedicalImage Segmentation. *Cornell University.* 2015. arXiv:1505.04597v1.
131. Яйлимов Б.Я. Автоматизована інформаційна технологія картографування земного покриву на основі методів та моделей злиття супутникових даних: дис. ... канд. техн. наук: 05.07.12 / Ін-т косм. досліджень НАН України та ДКА України. Київ, 2016.
132. US Patent № 11,026,376: J. Mewes et al. “Customized land surface modeling in a soil-crop system using satellite data to detect irrigation and precipitation events for decision support in precision agriculture”, Publication Date: Aug 1, 2019.
133. US Patent № 20210110157: A. Sinha et al. “Crop phenology estimation and tracking with remote sensing imagery”, Publication Date: Apr 15, 2021.
134. US Patent № 9,953,241: D. Lobell “Systems and methods for satellite image processing to estimate crop yield”, Publication Date: Jun 16, 2016.
135. AU Patent № 2020104068: Ze Zhang et al. “Method for zone-based management of soil nutrients of cultivated land based on geographic information system (GIS) and remote sensing (RS)”, Publication Date: Feb 25, 2021.
136. JP Patent № 2020146030: A. Sawada, “Agricultural system”, Publication Date: Sep 17, 2020.

137. US Patent № 10,586,105: M. Freitag et al. “Method and system for crop type identification using satellite observation and weather data”, Publication Date: Jul 5, 2018.

138. Кривобок А.А., Кривошеин А.О., Адаменко Т.І. Особенности технологической адаптации системы CGMS для мониторинга сельскохозяйственных посевов в Украине. *Український гідрометеорологічний журнал.* Одеса, 2018. №22. С.64-79.

139. Calibration of the Angstrom–Prescott coefficients (a, b) under different time scales and their impacts in estimating global solar radiation in the Yellow River basin / Xiaoying Liu [et al] // Agricultural and forest meteorology. 2009. Vol. 149. P 697–710.

140. Penman H.L. "Evaporation. An Introductory Survey" / H.L. Penman // Neth. J. Agr. Sci., 1956. Vol. 4. P. 9–29.

141. Keulen H. van, Wolf J. (Eds). Modelling of agricultural production: weather, soils and crops. Simulation. Monographs, Pudoc, Wageningen, The Netherlands, 1986. P. 479.

142. Hargreaves, G.H. Simplified coefficients for estimating monthly solar radiation in North America and Europe. *Departmental Paper, Dept. of Biol. And Irrig. Engrg*., Utah State University, Logan, Utah. 1994.

143. Supit I., Kappel R.R. van. A simple method to estimate global radiation. *Solar Energy*. 1998. Vol. 63. P. 147–160.

144. CGMS Version 9.2, User Manual and Technical Documentation draft. Institute for the Protection and Security of the Citizen (IPSC/JRC) & Alterra. Wageningen University and Research Centre. 2003. P. 119.

145. Yommy A. S., Liu R., Wu S. SAR Image Despeckling Using Refined Lee Filter. In: *2015 7th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*, Hangzhou, China, 26-27 Aug. 2015. doi:10.1109/IHMSC.2015.236.

146. Label Smoothing [електронний ресурс]: https://paperswithcode.com/method/label-smoothing.
147. Державне агентство лісових ресурсів України. URL: http://dklg.kmu.gov.ua.
148. Global Forest Watch/ URL: https://www.globalforestwatch.org/map/country/UKR/.
149. Lavreniuk M., Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Yailymov B. Regional retrospective high resolution land cover for Ukraine: Methodology and results. *In 2015 IEEE IGARSS*. 2015. P. 3965-3968. doi:10.1109/IGARSS.2015.7326693.
150. Kolotii A., Kussul N., Shelestov A., Skakun S., Yailymov B., Basarab R. et all. Comparison of biophysical and satellite predictors for wheat yield forecasting in Ukraine. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*. 2015. P. 39-44.
151. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Kravchenko O., Kussul O. Crop classification in Ukraine using satellite optical and SAR images. *Inf. Models Anal.* 2012. Vol. 2. P. 118-122.
152. Skakun S., Vermote E., Franch B., Roger J. C., Kussul N., Ju J., Masek J. Winter wheat yield assessment from Landsat 8 and Sentinel-2 data: Incorporating surface reflectance, through phenological fitting, into regression yield models. *Remote Sensing*. 2019. Vol.11, No. 15. P. 1768.
153. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Kravchenko O., Gallego J. F., Kussul O. Crop area estimation in Ukraine using satellite data within the MARS project. *In 2012 IEEE IGARSS*. 2012. P. 3756-3759.
154. Mandl D., Frye S., Cappelaere P., Handy M., Policelli F., Katjizeu M. et. all. Use of the earth observing one (EO-1) satellite for the namibia sensorweb flood early warning pilot. *IEEE Journal of Selected Topics in*

Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2013. Vol.6, No. 2. P. 298-308.

155. Twele A., Cao W., Plank S., Martinis S. Sentinel-1-based flood mapping: a fully automated processing chain. *International Journal of Remote Sensing.* 2016. Vol. 37, No.13. P. 2990-3004.

156. Shelestov A., Lavreniuk M., Vasiliev V., Shumilo L., Kolotii A., Yailymov B., et. all. Cloud approach to automated crop classification using Sentinel-1 imagery. *IEEE Transactions on Big Data*. Vol. 6, No. 3. P. 572-582.

157. Shumilo L., Kussul N., Lavreniuk M. U-Net model for logging detection based on the Sentinel-1 and Sentinel-2 data. *In IGARSS 2021-2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2021.

158. Hosseini M. et. all. A Comparison between Support Vector Machine and Water Cloud Model for Estimating Crop Leaf Area Index. *Remote Sensing*. 2021. Vol. 13, No. 7. P. 1-20. DOI: 10.3390/rs13071348.

159. Map – JECAM URL: http://jecam.org/map/.

160. Building a Data Set over 12 Globally Distributed Sites to Support the Development of Agriculture Monitoring Applications with Sentinel-2.

161. Bontemps S. et all. Building a Data Set over 12 Globally Distributed Sites to Support the Development of Agriculture Monitoring Applications with Sentinel-2. *Pierre.Remote Sens*. 2015. Vol. 7. P. 16062-16090.

162. CAN-EYE URL: https://www6.paca.inrae.fr/can-eye/.

163. Shelestov A., Kolotii A., Camacho F., Skakun S., Kussul O., Lavreniuk M., Kostetsky O. Mapping of biophysical parameters based on high resolution EO imagery for JECAM test site in Ukraine. *In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International*. P. 1733-1736.

164. Global Forest Change 2000–2019 URL: https://data.globalforestwatch.org/documents/14228e6347c44f5691572169e9e107ad/explore

165. Li H., Yu X., Tang Y., Wang X. Shadow detection in SAR images based on greyscale distribution, a saliency model, and geometrical matching. *International Journal of Remote Sensing*. 2020. Vol. 41, No. 19. P. 7446-7471.

166. Jadon S. A survey of loss functions for semantic segmentation. *In 2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology (CIBCB)*. 2020. pp. 1-7.

167. Bertels J., Eelbode T., Berman M., Vandermeulen D., Maes F., Bisschops R., Blaschko M. B. Optimizing the dice score and jaccard index for medical image segmentation: Theory and practice. *In International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, Cham. 2019, October. pp. 92-100.

168. Diepen, C.A. van. Delivery CGMS version 5.1. DLO Winand Staring Centre, Wageningen, The Netherlands. 1997.

169. Diepen, C.A. van, Rappoldt, C., Wolf, J., Keulen, H. van. Crop growth simulation model WOFOST. Documentation version 4.1. for World Food Studies. Wageningen, The Netherlands. 1988.

170. Diepen, C.A. van, Wolf, J., Keulen, H. van. WOFOST: a simulation model of crop production. *Soil Use and Management*. 1989. Vol. 5, No. 1. P. 16-24.

171. Boogaard, H.L. et al. WOFOST 7.1; user's guide for the WOFOST 7.1 crop growth simulation model and WOFOST Control Center 1.5. Technical Document 52. DLO Winand Staring Centre, Wageningen, The Netherlands. 1998.

172. О.А. Кривобок, О.О. Кривошеїн, Т.І. Адаменко, «Особливості технологічної адаптації системи CGMS для моніторингу сільськогосподарських посівів в Україні», *Український гідрометеорологічний журнал*. 2018. № 22. С. 64–79. doi:10.31481/uhmj.22.2018.07.

173. Growth stages of mono- and dicotyledonous plants. (2001). In: Uwe Meier (Ed.). BBCH Monograph. *2nd ed. Federal Biological Research Centre for Agriculture and Forestry*. p. 158.

174. Kussul N., Lavreniuk M., Skakun S., Shelestov A. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017. Vol. 14, No. 5. P. 778-782. doi:10.1109/lgrs.2017.2681128.

175. Shelestov A., Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A., Skakun S. Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping. *Frontiers in Earth Science*. 2017. Vol. 5. doi:10.3389/feart.2017.00017.

176. Shelestov A., Lavreniuk M., Vasiliev V., Shumilo L., Kolotii A., Yailymov B., Kussul N., Yailymova H. Cloud Approach to Automated Crop Classification Using Sentinel-1 Imagery. *IEEE Transactions on Big Data*. 2020. Vol. 6, No. 3. pp. 572-582. DOI: 10.1109/TBDATA.2019.2940237.

177. Land Cover Viewer URL: https://lcviewer.vito.be/2015.

178. Державна служба статистики України URL: http://www.ukrstat.gov.ua/.

179. JRC Science for Policy Report URL: http://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/bitstream/JRC80540/lb-na-26500-en-n%20.pdf.

180. Kussul N., Lavreniuk M., Sumilo L., Kolotii A., Rakoid O., Yailymov B., Shelestov A., Vasiliev V. Assessment of Sustainable Development Goals

Achieving with Use of NEXUS Approach in the Framework of GEOEssential ERA-PLANET Project. *In XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information ICDSIAI 2018: Recent Developments in Data Science and Intelligent Analysis of Information.* 2018. P. 146-155. DOI: 10.1007/978-3-319-97885-7_15.

181. Площі, валові збори та урожайність сільськогосподарських культур за їх видами та по регіонах URL: http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2017/sg/pvzu/arch_pvxu.htm.

ПЕРЕЛІК НАУКОВИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДОСЛІДЖЕННЯ В МЕЖАХ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТУ

1. Leonid Shumilo, Mykola Lavreniuk, Sergii Skakun, Nataliia Kussul Is Soil Bonitet an Adequate Indicator for Agricultural Land Appraisal in Ukraine? Міжнародний науковий журнал «Sustainability» видавництва MDPI. 2021. No. 13, 12096. doi: 10.3390/su132112096 (Q1, Scopus)

2. Nataliia Kussul, Leonid Shumilo, Loukas Garanis, "Relationships Between Land Degradation and Climate Change Vulnerability of Agricultural Water Resources," In: *IGARSS 2021*. Brussels 11-16 July 2021. pp. 747-750, doi: 10.1109/IGARSS47720.2021.9553489.

3. Andrii Shelestov, Leonid Shumilo, Yuliia Bilokonska, Alla Lavreniuk, "The Land Degradation Estimation Remote Sensing Methods Using RUE-adjusted NDVI," In: *IEEE EUROCON 2021*. Lviv 6-8 July 2021. pp. 103-106, doi: 10.1109/EUROCON52738.2021.9535610.

4. Mikhail Emelyanov, Hanna Yailymova, Andrii Shelestov, Bohdan Yailymov, "Intellectual Analysis of Major Crops Area due to Climate Changes in Ukraine," In: *IEEE EUROCON 2021*. Lviv 6-8 July 2021. pp. 192-196, doi: 10.1109/EUROCON52738.2021.9535607.

5. Bilokonska Y., Yailymova H., Yailymov B., Shelestov A., Shumilo L., Lavreniuk M. Losses assessment for winter crops based on satellite data and fuzzy logic. *In IEEE 5th International Symposium on Smart and Wireless Systems within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS)*. 2020. P. 1-5. DOI: 10.1109/IDAACS-SWS50031.2020.9297059.

6. Ємельянов М.О., Шелестов А.Ю., Яйлимова Г.О., Шуміло Л.Л. Вплив зміни клімату на площі основних сільськогосподарських культур. *Космічна наука і технологія*, стаття прийнята, знаходиться на рецензуванні.

7. Andrii Shelestov, Hanna Yailymova, Bohdan Yailymov, Artem Chyrkov, "The Wetland Map Validation for Ukraine," *In: IDAACS 2021*. Poland 22-25 September. P. 343 – 376. (роботу презентовано, очікується публікація).

8. Leonid Shumilo, Mykola Lavreniuk, Nataliia Kussul, Bella Shevchuk, "Automatic Deforestation Detection based on the deep learning in Ukraine," *In: IDAACS 2021*. Poland 22-25 September. P. 337 – 342. (роботу презентовано, очікується публікація).

9. Nataliia Kussul, Klaus Deininger, Leonid Shumilo, Mykola Lavreniuk, Daniel Ayalew Ali, Oleg Nivievskyi Biophysical impact of crop rotation on agricultural fields. Remote sensing. На рецензуванні. (Q1, Scopus)

10. Andrii Shelestov, Leonid Shumilo, Hanna Yailymova, Sophia Drozd Crop Yield Forecasting for Major Crops in Ukraine. *In IEEE UkrMiCo'2021*, November 29 – December 3, Kyiv, Ukraine. 2021. P. 35-38.