

**А.Ю. ШЕЛЕСТОВ, М.С. ЛАВРЕНЮК,
Б.Я. ЯЙЛИМОВ, О.М. ТКАЧЕНКО**

**МЕТОДИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ
ДЛЯ ГЕОПРОСТОРОВОГО АНАЛІЗУ
ТА ЗАДАЧ СПОСТЕРЕЖЕННЯ ЗЕМЛІ**

КИЇВ НАУКОВА ДУМКА 2019

УДК 004.932, 528.854

Шелестов А.Ю., Лавренюк М.С., Яйлимов Б.Я., Ткаченко О.М. Методи глибинного навчання для геопросторового аналізу та задач спостереження Землі. — Київ: «Наукова думка», 2019. — 228 с.

ISBN 978-966-00-1686-6

Книгу присвячено розробці методів геопросторового аналізу та розв'язанню задач спостереження Землі, зокрема, класифікації земного покриву. Ці методи базуються на використанні інтелектуальних підходів до обробки геопросторових даних великого об'єму, таких як глибинне навчання.

Велика увага приділяється аналізу поточного стану прикладної області, що розглядається, та запропоновано нові методи попередньої обробки геопросторової інформації та постобробки результатів використання інтелектуальних моделей. Надано рекомендації щодо налаштування параметрів індуктивних нейромережових моделей та їх використання для розв'язання цілої низки актуальних задач прикладного напрямлення. Для розв'язання таких задач використовуються дані з різних джерел, зокрема супутникові дані, що надаються сучасними космічними системами.

Монографія буде цікавою як для експертів в області використання геопросторових даних, так і для молодих вчених, що тільки починають наукову кар'єру і бажають ознайомитись з поточним станом цієї складної прикладної області досліджень. Будь-який зацікавлений фахівець знайде у книзі цікаві нові результати, а також аналіз відомих підходів до обробки та аналізу геопросторових даних. Початківцю книга допоможе швидко ознайомитись з сучасним станом досліджень у означеній області.

Рекомендовано до друку вченою радою Національного університету біоресурсів і природокористування України (протокол № 4 від 28.11.2018 р.), вченою радою Інституту космічних досліджень НАН і ДКА України (протокол № 1 від 31.01.2019 р.) та вченою радою Фізико-технічного інституту НТУУ «КПІ імені Ігоря Сікорського» (№ 12/2018 від 28.11.2018 р.)

Рецензенти:

доктор технічних наук, професор **Н.М. Куссуль**

доктор технічних наук, професор **П.І. Бідюк**

доктор технічних наук, професор **В.В. Хиленко**

ISBN 978-966-00-1686-6

**© Шелестов А.Ю., Лавренюк М.С.,
Яйлимов Б.Я., Ткаченко О.М., 2019**

ПЕРЕДМОВА

Із запуском американського супутника Landsat-8 та початком виконання Програми COPERNICUS Європейського космічного агентства у вільному доступі з'явилося багато різнорідних (радарних та оптичних) супутникових даних з просторовим розрізненням 10–30 м. Ці дані покривають кожную точку земної поверхні з періодичністю 5–16 днів. Це означає, що тепер можуть бути розв'язані нові класи задач моніторингу земної поверхні і побудовані карти високого розрізнення.

Однією з важливих задач, які стало можливим розв'язувати на основі цих даних, є побудова карт земного покриву і землекористування розрізненням не нижче 30 м для великих територій (адміністративних областей, цілих країн та регіонів).

До 2014 р. подібні карти земного покриву будувалися лише на основі даних середнього (250–500 м) і низького розрізнення, включали лише декілька основних класів земного покриву і не дозволяли виділяти окремі сільськогосподарські культури. Водночас існуючі методи обробки даних високого розрізнення досить довго ґрунтувались на обробці окремих знімків, а не часових рядів, та не передбачали спільного використання оптичних і радарних даних. Враховуючи невелику площу покриття земної поверхні одним знімком, ці методи не дозволяли будувати карти для великих територій. Завдяки появі відкритих даних, які стали доступні будь-якому зацікавленому спеціалісту, фахівці з різних прикладних областей зустрілися з іншою проблемою, а саме необхідністю обробки даних великого об'єму. Настала ера «великих даних». Але на щастя спеціалісти з інформаційних технологій теж не стояли осторонь від всіх цих процесів, а розвивали кластерні та хмарні технології, які і дозволили досить швидко перейти до розв'язання важливих задач на принципово новому рівні.

На сьогоднішній день абсолютно природною виглядає необхідність використання віртуальних та хмарних ресурсів для зберігання та обробки геопросторових даних. Тепер такі дані можна обробляти шляхом використання інтелектуальних методів, що потребують значних обчислювальних ресурсів. Одним словом, ми живемо в новий час, коли багато відомих прикладних задач розв'язуються на принципово новому рівні та на основі методів, які досі для цього не використовувались.

Але не дивлячись на значний прогрес в області розв'язання задач спостереження Землі деякі об'єктивні труднощі

все же залишилися. Багато в чому це пов'язано з інтердисциплінарністю наукових досліджень в цій області. Для успішного розв'язання таких задач потрібно мати знання в області штучного інтелекту, обчислювальної математики, знати основи дистанційного зондування Землі, володіти методами обробки даних (data science) та бути знайомим з сучасними засобами та платформами, які можна використати для обробки даних великого обсягу. Саме такі задачі і розглядаються у цій книжці. Автори сподіваються, що їм це вдалося і вміст монографії є цікавим для читачів.

Основу книги складають результати дисертаційних досліджень Яйлимова Богдана (підрозділи 1.1-1.3, 2.1-2.2, 7.1-7.3, 8.1-8.4, розділ 4) та Лавренюка Миколи (підрозділи 1.4, 2.3-2.4, 7.4-7.6, 8.5-8.7, розділи 3, 5, 6), які виконувались в Інституті космічних досліджень Національної академії наук України та Державного космічного агентства України, а також роботи в межах низки проектів відділу космічних інформаційних технологій і систем, протягом останніх 5 років. Ці результати було отримано в межах багатьох науково-дослідних та конкурсних проектів НАН України, європейських програм FP7 та HORIZON 2020.

Цей напрямок досліджень підтримувався також Національним університетом біоресурсів і природокористування України в межах декількох науково-дослідних тем (2011–2018 рр.) та Національним технічним університетом України «КПІ імені Ігоря Сікорського» і, зокрема, Фізико-технічним інститутом (2016–2018 рр.).

Автори вдячні Колотію Андрію за первинне літературне редагування тексту монографії. Забезпечення підтримки наукових досліджень в НУБіП України в 2016–2018 рр. в межах виконання фундаментальної науково-дослідної роботи було здійснено Ткаченком Олексієм. Автори також вдячні іншим спеціалістам, що впродовж багатьох років забезпечували проведення наземних досліджень та виконували великий обсяг технічної роботи. Без їхньої допомоги було б неможливо завершити заплановані дослідження та отримати наукові результати, що викладені в даній книзі.

Приємного читання!

АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ОБЛАСТІ КАРТОГ- РАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ

1.1. КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ

Карти земного покриття (land cover map) [1] відіграють важливу роль в процесі оцінювання динаміки зміни екосистем та розв'язання багатьох інших прикладних задач супутникового моніторингу. Карта земного покриття містить геопросторову інформацію в растровому форматі та розбиває земну поверхню на визначену, кількість класів [2]. Зокрема, такі карти необхідні для визначення змін та тенденцій у землекористуванні, оцінки площ, аналізу динаміки кліматичних змін та їх впливу на біосферу Землі, тощо.

Картою називається геоінформаційний продукт, який у вибраній картографічній проекції надає зменшене, узагальнене зображення поверхні Землі або її частини, поверхні іншого небесного тіла, що показує розташовані на них об'єкти у певній системі умовних позначень [3].

Як правило, для побудови карт потрібно здійснити класифікацію. На даний момент для цього часто використовують супутникові дані, в їх обробка називається тематичною обробкою, що пов'язана з автоматизованим розбиттям знімків на однорідні по заданому критерію області, що відносяться до певних класів земної поверхні. В даному випадку під класом будемо розуміти тип земної поверхні в даній точці (пікселі), а під групою об'єктів — групу пікселів, віднесених до певного класу. В процесі такого ро-

збиття кожен піксель цифрового знімка відносять до певного класу у відповідності до певних статистичних критеріїв. Отримані при цьому зображення називаються тематичними картами [4].

На даний момент існує декілька міжнародних систем класифікації земного покриву, які використовуються в європейських країнах [5]. Одною з них є стандартна статистична класифікація землекористування ЄЕК (ECE Standard Statistical Classification of Land Use), (розроблена Статистичною комісією та Європейською економічною комісією ООН), інша була розроблена Продовольчою і сільськогосподарською організацією ООН (FAO UN — Food and Agriculture Organization of the United Nations). Прикладами програм, в межах яких класифікація землекористування здійснюється статистичними підрозділами, є наступні:

- Всесвітня програма перепису сільського господарства (World Program for the Census of Agriculture) [6];
- Глобальна програма оцінки лісових ресурсів (Global Forest Resources Assessment Program) [7].

До програм, які були започатковані Європейським союзом для оптимізації існуючих геопросторових продуктів класифікації земного покриву, належать наступні:

- Програма з аналізу та оптимізації землекористування і земельного покриву» (Coordinating Land Use and Cover Data and Analyses in Europe (CLAUDE) [8];
- Розробка гармонізованої інформаційної системи моніторингу земного покриву та землекористування на основі даних ДЗЗ (Development of a Harmonized Framework for Multi-purpose Land Cover/Land Use Information Systems Derived from Earth Observation Data (LANES) [9].

Ці програми надають можливості залучення статистичних даних та даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ, RS — Remote Sensing) в процес класифікації земного покриву. Отримані результати свідчать про те, що забезпечення навіть часткової сумісності різних систем класифікації земної поверхні між собою є важливою [10]. Існують такі сучасні системи класифікації:

1) Система класифікації земного покриву (LCCS — Land Cover Classification System) [11]. Ця система була запропонована в середині 1990 рр. Її основною метою була стандартизація класів земного покриву по всьому світу. В залежності від набору класів певної території ця система надає можливості зміни номенклатури класів, оскільки є модульною. В процесі здійснення класифікації можуть використовуватись як дані статичних спостережень,

1.1. Картографування земного покриття на основі супутникових даних

так і дані ДЗЗ [11]. Система класифікації LCCS знайшла своє практичне застосування у проєкті AFRICOVER, що спрямований на картографування земного покриття Африки [12].

2) Класифікація, запропонована Євростатом, що призначена для обліку землекористування на основі даних ДЗЗ (CLUSTERS — Classification for land use statistics: EUROSTAT remote sensing programme) [13]. Система CLUSTERS була розроблена Євростатом в 1992–1993 рр.. Ця система класифікації орієнтована на використання даних ДЗЗ, включає 6 класів земельного покриття на першому рівні ієрархії, які деталізуються до 66 класів на четвертому ієрархічному рівні [13].

3) LUCAS (Land Use/Cover Area Frame Statistical Survey) [14]. Систему LUCAS було впроваджено Генеральним директором Європейської Комісії у 2000 р. [14]. При використанні цієї номенклатури класів для класифікації земної та оцінки землекористування поверхні повинні виконуватись наземні дослідження із залученням статистичних методів та даних ДЗЗ. При використанні системи LUCAS моніторинг змін земного покриття Європи повинен здійснюватися на регулярній основі з залученням наземних досліджень з часовим інтервалом у 2–3 роки. Також з кожним роком зростає кількість країн-учасниць цього процесу та полігонів у вибірці. У 2006 р. в дослідженні брали участь 11 країн, у вибірці було 169 333 полігонів. У 2008–2009 рр. було залучено вже 25 країн, а кількість полігонів становила 263 780 [15].

На основі супутникових даних карти земного покриття почали будувати з 1980 рр. Зокрема, у 1985 р. в Європейському Союзі було розпочато виконання програми CORINE (Coordination of Information on the Environment [16]) з метою збору та обміну інформацією про навколишнє середовище в межах європейських країн [17].

В межах програми CORINE за 5 років (з 1985 по 1990 рр.) була побудована просторова база даних земельного покриття для дванадцяти країн Західної Європи, яка була названа CLC90 (CORINE Land Cover 90). Площа, охоплена базою даних CLC90, становить 2,3 млн. км², а вибірка містить близько 700 000 полігонів. Точність отриманої карти класифікації земного покриття становить не менше 85%. В якості основного джерела даних було використано супутникові дані Landsat та SPOT. На перших двох етапах здійснювалася підготовка супутникових та додаткових геопросторових даних, а третій та четвертий етап обробки даних були призначені для побудови та постобробки отриманих карт

земного покриття за допомогою ГІС-системи ArcInfo. Останній етап був пов'язаний з перевіркою результатів [17].

Крім побудови карт земного покриття в межах програми CORINE в 1999-2000 рр. здійснювалась оцінка змін земного покриття, що відбулись протягом десятиліття (проект I&CLC2000) [18]. Цим проектом опікувалося Європейське агентство з навколишнього середовища (ЕЕА — European Environmental Agency) та Об'єднаний дослідницький центр Єврокомісії (JRC — Joint Research Center). В межах проекту I&CLC2000 було виділено два окремих напрямки робіт, а саме, проект IMAGE2000 (отримання даних ДЗЗ, їх ортокорекція, побудова національних і загальноєвропейських композитів супутникових знімків) та проект CLC2000 (визначення та інтерпретація всіх змін земельного покриття та землекористування за останнє десятиліття).

В проектах CLC90 та CLC2000 використовувалась система класифікації земного покриття, що була розроблена в рамках проекту CORINE. В загальному ця система містить 44 класи земної поверхні (Табл. 1).

Для побудови карти земного покриття традиційно використовували супутникові дані середнього розрізнення, зокрема MODIS або SPOT VEGETATION [19]. Такі карти можуть бути використані для отримання глобального стану земель сільськогосподарського призначення. Але слід зазначити, що останнім часом, особливо після появи у вільному доступі даних Landsat 8 та Sentinel 1/2, просторове розрізнення супутникових даних значно покращилося (10-30 м).

В 1992 р. дослідниками геологічної служби США (USGS — US Geological Service) та об'єднаного дослідницького центру JRC Єврокомісії, була представлена глобальна карта земного покриття із просторовим розрізненням 1 км. Формальна оцінка точності даного продукту завершена в 1998 р. [20].

Табл. 1.1 Класи земного покриття CORINE

№ класу	Загальна назва класу	Назви всіх підкласів
1	Штучні поверхні/ Artificial surface	Суцільна міська забудова / Continuous urban fabric
		Несуцільна міська забудова / Discontinuous urban fabric

1.1. Картографування земного покриття на основі супутникових даних

		Промислові та комерційні будівлі / Industrial or commercial units
		Дороги, залізниці та прилеглі до них території / Road and rail networks and associated land
		Порти / Port areas
		Аеропорти / Airports
		Території, призначені для видобутку корисних копалин / Mineral extraction site
		Звалища / Dump sites
		Будівельні майданчики / Construction sites
		Парки та сквери / Green urban areas
		Території, призначені для спорту та відпочинку / Sport and leisure facilities
2	Сільськогосподарські землі / Agricultural areas	Зрошувані орні землі / Permanently irrigated land
		Рисові поля / Rice fields
		Виноградники / Vineyards
		Сади та плантації ягід / Fruit trees and berry plantations
		Насадження оливок / Olive groves
		Пасовища / Pastures
		Однорічні культури з вкрапленнями багаторічних / Annual crops associated with permanent crops
		Складні зразки культивування / Complex cultivation patterns
		Сільськогосподарські землі зі значними територіями, вкритими природною рослинністю / Land principally occupied by agriculture, with significant areas of natural vegetation
		Сільськогосподарські землі, частково вкриті лісом / Agro-forestry areas
3		Широколисті ліси / Broad-leaved forest
		Хвойні ліси / Coniferous forest

	Ліси та напівприродні території / Forest and semi natural areas	Мішані ліси / Mixed forest
		Природні пасовища / Natural grasslands
		Мохові болота і пустки / Moors and heathland
		Склерофільна рослинність / Sclerophyllous vegetation
		Чагарники, що переходять у ліс / Transitional woodland-shrub
		Пляжі, дюни та піски / Beaches, dunes, sands
		голі скелі / Bare rocks
		Земля із незначною рослинністю / Sparsely vegetated areas
		Обпалена територія / Burnt areas
		Льодовики та вічні сніги / Glaciers and perpetual snow
4		Болота / Inland marshes
		Торфовища / Peat bogs
		Солончаки / Salt marshes
		Солонці / Salines
		Припливні рівнини / Intertidal flats
5	Водні об'єкти / Water bodies	Річки, канали / Water courses
		Озера, ставки / Water bodies
		Лагуни / Coastal lagoons
		Естуарії / Estuaries
		Моря та океани / Sea and ocean

Побудовані карти CORINE є у вільному доступі. Їх можна знайти на Web-сайті Copernicus Land Monitoring Services (Рис. 1.1) [21].

Карта проекту GlobCover 2009 є ще одним глобальним продуктом класифікації земного покриву з просторовою роздільною здатністю 300 м, яка біла отримана автоматизованим способом на основі часових рядів MERIS (Табл. 1.2). При класифікації використано розбиття на 22 різних класи земного покриву [22]. Основними недоліками отриманих продуктів є те, що вони містять всі землі сільськогосподарського призначення, а не оброблювані землі поточного року, мають низьке просторове розрізнення та недостатню точність.

1.1. Картографування земного покриття на основі супутникових даних

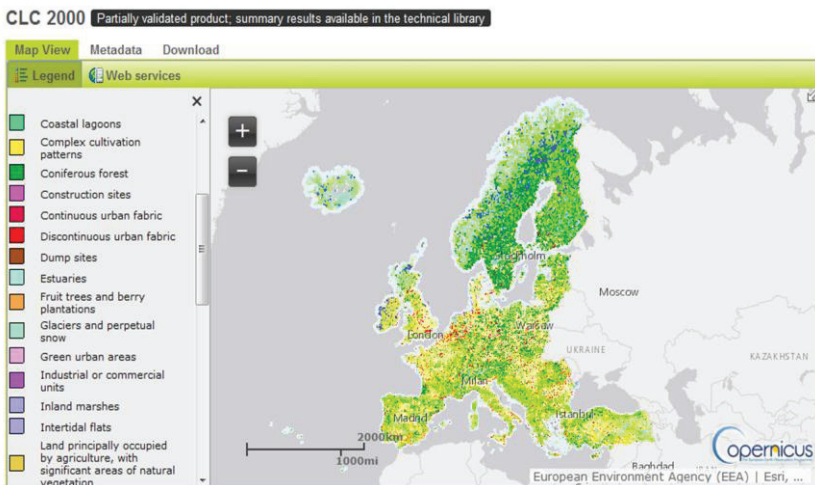


Рис. 1.1 Карта земного покриття CORINE (2000 р.)

З появою даних Landsat-8 і Sentinel та можливістю їх спільного використання [23] виникла можливість побудови глобальних карт земного покриття з більш високим просторовим розрізненням. Але більшість пов'язаних з цим напрямком робіт було проведено на регіональному рівні з залученням даних високого просторового розрізнення (Landsat 5/7, SPOT, AWiFS), [24–27].

Побудова карт на основі даних низького розрізнення спричиняє недооцінку або переоцінку площ певних типів земного покриття чи відповідних змін. Тому з появою у вільному доступі часових рядів супутникових даних Landsat з'явилась можливість побудови глобальних і регіональних карт земного покриття більш високого просторового розрізнення (30 м). В 2013–2014 рр. з'явилося кілька таких геоінформаційних продуктів [28, 29], які в роботі [1] названі картами «нового покоління».

Як видно із Табл. 1.2, останні три продукти отримані на основі даних високого розрізнення (наприклад, для побудови GlobeLand30-2010 використано супутникові дані Landsat, що покривають всю земну поверхню з просторовим розрізненням 30 м) [1]. Для побудови цієї карти земного покриття розроблено автоматизований підхід, який базується на спільному використанні попиксельних та об'єктно-орієнтованих методів класифікації, а та-

кож експертних знань (POK-based approach — Pixel–Object–Knowledge). Якість отриманих результатів була перевірена на восьми обраних ділянках з різним земним покривом на 5 різних континентах. Була досягнута загальна точність класифікації більше 80% [29]. В той же час одним із основних недоліків побудованої карти класифікації є те, що серед отриманих класів окремих клас земель сільськогосподарського призначення, що фактично використовувалися у поточному році. В межах даного підходу не враховуються також територіальні відмінності, пов'язані з кліматом та різною номенклатурою сільськогосподарських посівів, що проявляється навіть на території України.

Національна служба аграрної статистики (NASS — National Agricultural Statistics Service) Департаменту сільського господарства США (USDA — US Department of Agriculture) забезпечує щорічну розробку геопросторового продукту CDL (Cropland Data Layer) [30].

Табл. 1.2 Глобальні продукти земного покриття

Джерело даних	Рік	Розрізнення	Посилання
Mathews Global Vegetation/Land Use	1983	1 км × 1 км	http://www.giss.nasa.gov/
Olson Land Cover and Vegetation	1983	0.5 км × 0.5 км	http://www.grid.unep.ch/
Willson and Henderson-Sellers Global Land Cover	1985	1 км × 1 км	http://www.ngdc.noaa.gov/
DeFries/Townsend-Global Land Cover	1995	10 км × 10 км	http://glcf.umiacs.umd.edu/
GLCC (IGBP DISCover)	1997	1 км × 1 км	http://edcdaac.usgs.gov/
UMD Land Cover	2000	1 км × 1 км	http://glcf.umiacs.umd.edu/

1.1. Картографування земного покриття на основі супутникових даних

MODIS Land Cover	2003	1 км × 1 км	http://edcdaac.usgs.gov/
Vegetation Continuous Fields	2003	1 км × 1 км	http://glcf.umiacs.umd.edu/
GLC-2000	2003	1 км × 1 км	http://www.gvm.sai.jrc.it/
Vegetation Continuous Fields	2003	500 м × 500 м	http://glcf.umiacs.umd.edu/
MODIS Land Cover	2008	500 м × 500 м	http://edcdaac.usgs.gov/
GLOBCOVER	2009	300 м × 300 м	http://www.esa.int/
GeoCover LCTM	2000	30 м × 30 м	http://www.earthsat.com/
China Global Land Cover	2012	30 м × 30 м	http://www.globallandcover.com/
GEO US Global Land Cover	2013	30 м × 30 м	http://landcover.usgs.gov/

Слід також зазначити, що для території України не існує офіційної карти класифікації земного покриття та земель сільськогосподарського призначення. В той же час відомі наукові роботи [31, 32], пов'язані з побудовою таких геоінформаційних продуктів з просторовим розрізненням 30 м.

1.2. СТАН МОНІТОРИНГУ ФАКТИЧНОГО ВИКОРИСТАННЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ В ПРОВІДНИХ КРАЇНАХ СВІТУ

У зв'язку з запуском на протязі останніх років великої кількості супутників спостереження Землі, наявністю великих об'ємів різномірних відкритих даних дистанційних спостережень, ці дані широко використовуються органами державної влади різних країн для підтримки прийняття рішень в сфері екологічної безпеки, моніторингу розбудови міст та доріг, побудови єдиної інфраструктури геопросторових даних INSPIRE, агромоніторингу. Нижче досвід деяких країн та регіонів розглядається більш докладно.

Європейський Союз. В Європі моніторинг фактичного використання земель здійснюється в межах реалізації Спільної сільсь-

когосподарської політики (CAP – Common Agricultural Policy) [33]. З 2013 р. у всіх Європейських країнах запроваджено нову нормативну основу для здійснення контролю за екологічною безпекою та використанням коштів на сільськогосподарське виробництво [34, 35-41, 42, 43, 44, 45-47].

Політика CAP призначена для підтримки фермерів у Європі, які забезпечують життєдіяльність більше ніж 500 мільйонів європейців. Її основна мета полягає у забезпеченні стабільної, сталої підтримки виробників сільськогосподарської продукції, забезпечення адекватних цін для споживачів та зростання стандартів праці для працівників сільськогосподарського виробництва.

Агропромисловий сектор ЄС має 11 мільйонів фермерських господарств, на яких працює біля 22 мільйонів працівників. В той же час кількість працюючих зростає до 44 мільйонів, коли до уваги беруться також працівники фабрик. Це робить агропромисловий сектор ЄС найбільшим ринком праці європейської економіки.

Зокрема, в межах ЄС розроблено та використовується єдина інтегрована система адміністрування та контролю (Integrated Administration and Control System – IACS) [42]. Систему IACS повинні підтримувати та використовувати всі країни-члени ЄС [42]. Ця система призначена для менеджменту субсидій, які можуть бути отримані конкретними фермерами або сільськогосподарськими господарствами напряму (direct funding) або в межах програми розвитку сільських територій (rural development) від спеціалізованих агенцій (Paying Agency – PA).

Система IACS складається з декількох пов'язаних одна з одною баз даних, які використовуються для обробки запитів на фінансування від фермерів. Зокрема, система IACS має наступні основні компоненти [42]: підсистема ідентифікації фермерів, система ідентифікації всіх сільськогосподарських ділянок Land Parcel Identification System (LPIS) [41], система ідентифікації субсидій та платежів, система ідентифікації та реєстрації тварин. Система IACS забезпечує унікальний ідентифікаційний номер фермера та земельних ділянок (парселей) [42].

В межах функціонування системи IACS коректність надання субсидій може бути перевірена шляхом проведення адміністративної процедури або здійснення вибіркового наземних експедицій (On-The-Spot-Check – OTSC) [35]. Адміністративні інструменти дозволяють проводити перехресну перевірку даних, що міститься

1.2. Стан моніторингу фактичного використання сільськогосподарських ...

у формі апліканта (фермера) [42]. Перехресні перевірки здійснюються в системі IACS автоматично.

Для перевірки коректності даних можуть також бути використані методи оцінки ризиків. Якщо в результаті перевірки були знайдені невідповідності у занесеній інформації, країною-членом ЄС повинна бути організована наземна перевірка обраних земельних ділянок OTSC [46, 47]. Для цього можуть використовуватись різні методи, зокрема, випадкового вибору ділянок для перевірки, стратифікованого вибору або вибору в межах окремих кластерів [38]. При цьому повинні бути перевірені 50% ділянок з помилками. В той же час, якщо у наявності є аеро- або супутникові зображення цільової території, у багатьох випадках шляхом використання таких даних можна мінімізувати кількість наземних виїздів та оцінити розмір парселів та тип культури дистанційно [42]. При цьому в якості супутникових зображень використовуються дані з операційних європейських супутників Sentinel та програми Copernicus [21].

З огляду на те, що у більшості країн ЄС дані дистанційного зондування використовуються для контролю як мінімум частини субсидій на ведення сільського господарства, значну кількість інформації можна отримати в межах спеціалізованої політики CwRS (Control with Remote Sensing) [48].

Європейська система IACS використовує дані з різних спеціалізованих систем. Тому для забезпечення інтеграції та узгодженості зібраних на протязі вегетаційного сезону даних між різними джерелами/службами використовується чітко визначена структура даних [44]. Зокрема, при обміні даними щодо кадастрових парселів (reference parcel), які відповідають класам земної поверхні (land cover), та системою LPIS з сільськогосподарськими парселями (land use) використовується інфраструктура INSPIRE та низка стандартів ISO щодо обміну геопросторовими даними та метаданими [44].

Посилання на більшість документів та технічних керівництв щодо європейської системи IACS, LPIS та менеджменту сільськогосподарського виробництва в Європі в цілому можна знайти у наступних джерелах [40, 43].

США. У США для забезпечення провідної ролі цієї країни в області отримання та використання даних дистанційних спостережень ще у 1992 р. було прийнято цілу низку законів, зокрема № 2297 «Забезпечення провідної ролі США в області дистанційного зондування та неперервного отримання даних в межах про-

грами Landsat шляхом розвитку нової національної політики дистанційного зондування Землі» [49], 3614 «Зміни у законодавчий Акт щодо комерціалізації дистанційного зондування землі шляхом забезпечення неперервного отримання даних в межах програми Landsat та підтримки нової політики дистанційного зондування» та 6133. Ці законодавчі Акти можуть бути об'єднані загальною назвою «Політика дистанційного зондування Землі» (Land Remote Sensing Policy).

В межах цих документів на найвищому законодавчому рівні закріплено важливість операційної програми Landsat, супутникових даних, що отримуються в її межах, та визначено основні компетенції різних відомств [49].

Основною метою законодавчих актів № 2297, 3614 та 6133 є наступне:

- забезпечення лідируючої ролі США в області ДЗЗ у світі, забезпечення національної безпеки та виконання міжнародних зобов'язань;

- законодавча підтримка розробки цивільних дослідницьких програм та демонстрації можливостей застосування технологій ДЗЗ;

- розробка технологій надання даних ДЗЗ високої якості;

- підтримка постійно діючого глобального архіву супутникових даних, які можуть використовуватись для довгострокового моніторингу змін навколишнього середовища.

Іншими документами, що регламентують діяльність космічних агенцій США, є закон 2010 р. № 111–314 [50]. Цей закон містить перелік обов'язків космічної агенції НАСА, інструменти та принципи формування космічних програм, принципи ліцензування доступу до супутникових даних та наземного сегмента (довгострокове зберігання, надання на безкоштовній основі), оцінку ризиків виконання таких програм, обов'язки профільних міністерств тощо.

В розділі VI зазначеного вище документу («Спостереження Землі» [50]) міститься інформація щодо можливих застосувань супутникової інформації. Зокрема, в межах діяльності міністерств сільського господарства та внутрішніх справ США зафіксовано, що для постійного покращення можливостей США щодо управління та застосування поновлюваних та непоновлюваних ресурсів ці установи уповноважені та повинні ініціювати дослідницькі та інноваційні програми застосування даних ДЗЗ шляхом використання відповідних фондів. Міністерства та відомства повинні іні-

1.2. Стан моніторингу фактичного використання сільськогосподарських ...

ціювати дослідження в університетах, інтеграційну діяльність між різними відомствами та міжнародними організаціями.

Останні роки Національна служба аграрної статистики NASS Департаменту сільського господарства США USDA щорічно будує інформаційний продукт CDL (Cropland Data Layer – шар даних про сільськогосподарські культури) [30], який представляє собою растрові, географічно прив'язані дані про окремі сільськогосподарські культури та класи земної поверхні. В якості вхідної інформації програмними засобами побудови продукту CDL використовуються супутникові дані середнього просторового розрізнення, зібрані USDA наземні та інші історичні дані, такі як національний набір даних про класи земної поверхні (National Land Cover Data) [30]. Для отримання відкритих для використання результатів класифікації на рівні окремих штатів використовуються методи класифікації на основі дерев рішень. При цьому наземні дані збираються шляхом організації наземних експедицій щорічно у червні в межах підтримки функціонування системи CDL та агенції NASS. При цьому загальна точність класифікації складає від 85% до 95% для основних (мажоритарних) сільськогосподарських культур.

Основна задача департаменту USDA і служби статистики США полягає у вчасному наданні точної статистичної інформації щодо динаміки розвитку сільськогосподарського виробництва. З 2009 р. Програма CDL грає важливу роль у функціонуванні державних органів влади США шляхом надання оперативної інформації по оцінці площ посівів для Національної служби сільськогосподарської статистики (NASS) і офісів збору наземної інформації для 15 основних сільськогосподарських культур у 27 штатах. З 2009 р. в межах Програми CDL здійснюється моніторинг різних культур, таких як кукурудза, соя, пшениця, рис, хлопок та надаються оцінки площ посівів на протязі поточного вегетаційного сезону після того, як стають доступними звіти фермерів та супутникові дані [30]. Для найбільш важливих з точки зору сільськогосподарського виробництва штатів служба CDL оновлює цю інформацію до 6 разів на сезон.

Інформаційні продукти CDL являють собою вичерпні растрові та географічно прив'язані дані по окремим сільськогосподарським культурам та іншим класам земної поверхні з просторовим розрізненням 30 м. З 2010 р. 48 продуктів класифікації земної поверхні на рівні окремих штатів були відкрито розповсю-

джені у вигляді шарів даних для подальшого використання у GIS-системах.

Інформаційні продукти CDL використовуються для отримання багатьох геопросторових продуктів на території США, в тому числі спільно з різночасовими даними MODIS (з геопросторовим розрізненням 500 м) для оцінки площ кукурудзи і сої [51], моніторингу сільськогосподарських земель у Північній та Південній Дакоті [52], автоматичної оцінки стану земель, прогнозування урожайності, оцінки змін ландшафту, сівозмін та розв'язання інших задач у різних предметних областях [53, 54, 55].

При цьому для побудови багатьох продуктів використовуються наземні виміри, які щорічно збираються протягом червня в межах реалізації політики JAS (June Agricultural Survey). Для здійснення наземних досліджень вибирається близько 11000 сегментів розміром 1x1 миль у відповідності до національної стратегії побудови статистично стратифікованих вибірок [30].

В якості основних джерел вхідної інформації для генерації продуктів CDL використовуються дані AWiFS (просторове розрізнення 56 м в надирі), Landsat TM та ETM+ (30 м), супутникові дані MODIS (250–500 м), ретроспективні та актуальні наземні дані, національні набори даних по класах земної поверхні для несільськогосподарських територій, історичні дані та модель рельєфу агенції US Geological Survey (USGS) [56].

Точність інформаційних продуктів CDL для сільського господарства оцінюється шляхом їх порівняння з незалежною валідаційною вибіркою, що формується на основі частини даних, отриманих в процесі проведення наземних досліджень. Кількість таких даних складає біля 30% від загальної кількості зібраних наземних даних. Ці дані використовуються виключно для валідації отриманих моделей на рівні окремих пікселів [30]. Як правило, для основних класів сільськогосподарських культур точності PA і UA складають від 85% до 95%. Ця інформація включається в якості метаданих у всі інформаційні продукти CDL [30, 57].

Канада. В Канаді на основі радарних даних щорічно будується маска сільськогосподарських культур. Відповідальною організацією є Agriculture and Agri-Food Canada – один з департаментів уряду Канади, що займається збором інформації щодо сільськогосподарського виробництва, розробки та впровадження технологій агромоніторингу та здійснення моніторингової політики на рівні держави [34].

1.2. Стан моніторингу фактичного використання сільськогосподарських ...

Ефективність управління сільським господарством в Канаді напряму залежить від інформації, яка доступна для підтримки процесу прийняття рішень. Масштаби і складність канадського сільськогосподарського ландшафту призводять до того, що супутникові дані використовуються в якості основного джерела своєчасної та актуальної інформації щодо сільськогосподарського виробництва. У 2007 р. Департамент AAFC (Agriculture and Agri-Food Canada) Міністерства сільського господарства і продовольства Канади зробило перші кроки в напрямку оперативного використання цієї інформації шляхом розробки програмної системи для картографування сільськогосподарських культур на основі супутникових спостережень. Ця система заснована на дослідженнях і розробках програмного забезпечення в області дистанційного зондування, які проводились в департаменті AAFC і в інших організаціях протягом двох десятиліть, і використовується для картографування посівів на окремих полях в провінціях Альберта, Саскачеван і Манітоба у 2009 і 2010 рр., а в 2011 і 2012 рр. і для всіх інших провінцій Канади (крім Ньюфаундленду, який було додано в систему в 2013 р.) [34].

У 2009 і 2010 рр. для пілотних територій провінцій Манітоба, Саскачеван, Альберта була застосована методологія класифікації та злиття оптичних (Landsat-5, AWiFS, DMC, SPOT) і радарних (Radarsat-2) супутникових зображень. Починаючи з 2011 р., за підтримки Національного кадастру Канади ця методологія застосовується і для інших провінцій. На даний момент запропонований підхід дозволяє виконувати інвентаризацію сільськогосподарських культур з точністю не нижче 85% шляхом використання супутникових даних з просторовим розрізненням 30 м.

На даний момент карти посівів сільськогосподарських культур для всієї території Канади надаються через 8 місяців після закінчення вегетаційного сезону [34]. На даний момент існує значна потреба у наступних типах картографічних продуктів: попередня оцінка площ під час вегетаційного сезону та остаточна оцінка, отримана безпосередньо після закінчення вегетаційного сезону. З цією метою служба спостереження Землі (Earth Observation Service – EOS) впроваджує новий повністю автоматичний класифікатор сільськогосподарських культур, використання якого дозволить значно скоротити час побудови карт посівів. У 2012 р. відсутність доступних оптичних даних змусила AAFC покладатися в основному на радіолокаційні супутникові дані RADARSAT-2, що, в свою чергу, ускладнило процес підготовки

карт посівів. Очікується, що використання додаткових супутникових даних (Landsat 8, Radarsat Constellation Mission, Sentinel-2) дозволять істотно підвищити якість карт посівів, розроблених AAFC.

Початкова інвентаризація сільськогосподарських культур дозволила отримати фундаментальну інформацію про стан сільськогосподарських земель в Канаді. Наприклад, в 2011 р. інвентаризація включала в себе визначення посівних площ, які були занадто вологими для засадження сільськогосподарськими культурами. Отримані оцінки відрізнялись всього на 3% від інформації, наданої безпосередньо провінціями.

Для оперативної оцінки стану посівів AAFC розробляється нова система класифікації культур [58]. При цьому для отримання електронних карт посівів виконується процес класифікації, що складається з наступних етапів:

- Планування і отримання (зйомка) необхідних даних.
- Попередня обробка даних: атмосферна корекція [59, 58], геометрична корекція [60].
- Визначення регіонів для класифікації.
- Класифікація. Інформаційна система, що використовується Міністерством сільського господарства і продовольства Канади, дозволяє автоматично керувати процесами класифікації. При цьому в процесі класифікації використовується дворівнева ієрархічна схема, коли спочатку сільськогосподарські землі діляться на узагальнені класи, в межах яких пізніше виділяються підкласи. Класифікація виконується в три етапи. Спочатку оновлюється карта земного покриття NLWIS (National Land and Water Information Service). Далі створюється карта сільськогосподарських земель і пасовищ, і лише після того виконується картографування сільськогосподарських посівів та оцінка їх площі.
- Постобробка результатів класифікації (фільтрація). Цей крок підвищує загальну точність класифікації приблизно на 5%.
- Розповсюдження даних. Дані розповсюджуються в растровому форматі у відповідній проекції UTM для території окремих провінцій. Їх можна завантажити з FTP-сервера Міністерства сільського господарства і продовольства Канади AAFC [34].

На основі використання мультиспектральних даних (Landsat, SPOT, DMC, AWiFS і т.д.) можна класифікувати посіви, якщо дані будуть доступні в потрібні моменти часу. Якщо знімки захмарені, то точність класифікації може істотно знизитись. Щоб зменшити цей ризик і зменшити витрати на отримання певних

1.2. Стан моніторингу фактичного використання сільськогосподарських ...

оптичних даних, Міністерство сільського господарства і продовольства Канади працює над алгоритмами класифікації культур лише за радарними даними. Наприклад, для основних сільськогосподарських культур, таких як яра пшениця і горох, точність більше 85% може бути досягнута на початку вегетаційного сезону (початок липня), використовуючи дані RADARSAT-2 або RADARSAT Constellation з більшою зоною покриття.

Щороку департамент AAFC забезпечує збір десятків тисяч точок для ідентифікації посівів по всій країні. Ці точки використовуються в якості навчальних або тестових даних, і мають бути пов'язані з контурами полів. Оцифровка зображень з високою роздільною здатністю потребує багато зусиль. Для того, щоб скоротити час, відведений для виконання цього завдання, розробляється автоматичний метод, заснований з використанням кадастрових даних та сегментації знімку.

Використання супутникової інформації на глобальному рівні. Насьогодні варто виділити також декілька глобальних розробок та ініціатив, пов'язаних з використанням супутникової інформації спостереження Землі для розв'язання задач моніторингу сільськогосподарських земель на глобальному або регіональному рівнях. В Європейському Союзі в операційному режимі використовується система MARS [61]. В межах MARS розроблено систему CGMS для оцінки стану сільськогосподарських культур та прогнозування врожайності.

На протязі останніх десяти років в Росії на рівні міністерства сільського господарства активно впроваджується система агромоніторингу «Вега», що дозволяє здійснювати оперативний моніторинг як на регіональному рівні, так і на рівні окремих полів та господарств. Аналогічна інформаційна система підтримується на державному також у Республіці Казахстан.

Спостерігається тенденція глобалізації сервісів моніторингу сільськогосподарських земель в світі, зокрема в програмах GEO-GLAM, US GEO-GLAM та AMIS. В межах програми GEO-GLAM здійснюється побудова масок основних сільськогосподарських культур по всьому світу, оцінка стану рослинності та надається прогноз щодо подальшого розвитку сільськогосподарських культур. Для цього використовуються супутникові дані та продукти MODIS. Менеджмент цієї системи здійснює університет штату Меріленд (США). З даною програмою тісно пов'язана міжміністерська ініціатива AMIS, призначена для моніторингу гло-

бальних ринків сільськогосподарської продукції. В якості вхідних даних система AMIS використовує дані системи GEO-GLAM.

Україна. На даний момент в Україні 2018 р. на державному рівні супутникові дані для здійснення агромоніторингу не використовувались. Можна навести приклади окремих розроблених пілотних інформаційних систем агромоніторингу, які на даний момент є лише ілюстрацією деяких можливостей розв'язання цієї важливої задачі [62, 63, 64, 65]. В той же час в Україні встановлені тісні зв'язки з провідними організаціями у світі, такими як дослідницький центр JRC Єврокомісії, та є досвід розробки і адаптації методів та технологій здійснення агромоніторингу, які впроваджуються в Європі та інших країнах. Зокрема, у 2010–2011 рр. для 3 пілотних областей України були побкдовані карти класифікації на основі супутникових і наземних даних [66]. Задача впровадження технологій супутникового моніторингу в державне управління ускладнюється відсутністю в Україні законодавчої бази для виконання таких робіт. Починаючи з 2016 р. також ведуться роботи, пов'язані з забезпеченням прозорості використання землі в Україні, у тому числі і сільськогосподарського призначення, що підтримуються Європейським банком реконструкції та розвитку.

На основі проведеного вище аналізу можна зробити наступні висновки. На даний момент супутникові дані та інша геопросторова інформація є вагомим джерелом інформації про використання земель по всьому світу. В багатьох розвинених регіонах (Північна Америка, Європа) розроблена комплексна правова підтримка такої діяльності. Більшість геопросторових сервісів і даних щодо фактичного використання земель базується на використанні безкоштовних даних, які на даний момент є найбільшим джерелом актуальної інформації про поверхню Землі і, зокрема, про сільськогосподарські землі. Як правило, точність геопросторових продуктів досягає 85-95% в залежності від сільськогосподарської культури, що розглядається. В процесі здійснення моніторингу фактичного використання земель використовуються також дані кадастрових та інших систем, які підтримуються спеціалізованими відомчими підрозділами.

1.3. СУПУТНИКОВІ ДАНІ

Зображення дистанційного зондування Землі (Remote Sensing — RS) з космосу завжди були перспективним та неупередженим джерелом інформації про поверхню Землі. Головним чином це пояснюється можливістю своєчасного отримання даних і можливістю здійснення повторних вимірювань для великих територій.

За кілька останніх років стрімко зросла кількість новітніх інструментів для отримання, збереження та обміну інформацією про навколишнє середовище – запущені супутники із роздільною здатністю 10-300 м (Landsat-8, PROBA-V, Sentinel-1 та Sentinel-2), що призвело до накопичення великих об'ємів даних різної природи, та відкрило принципово нові можливості застосування супутникових даних в інтересах сільського господарства.

Серед великої кількості сучасних супутників, що використовуються для картографування земного покриву, є супутники із високим просторовим розрізненням, більшість із яких відносяться до комерційного сектору. Проте за останні роки з'явилися безкоштовні супутникові дані, як радарні, так і оптичні (Табл. 1.3), які відзначаються доволі високою часовою та просторовою роздільною здатністю і в той же час є у вільному доступі.

Табл. 1.3 Основні характеристики безкоштовних супутникових даних

Супутник	Розмір сцени або ширина захвату	Тип сенсора	Просторове розрізнення (м)	Ціна
Sentinel-1	250 × 250 км ²	Радарний	10	безкоштовно
Sentinel-2	100 км ²	Оптичний	10	безкоштовно
Landsat-8	185 × 180 км ²	Оптичний	30	безкоштовно
Proba-V	2250 км	Оптичний	100	безкоштовно

Одним із застосувань супутникових даних Landsat є побудова карт класифікації рослинного покриву. Супутник Landsat покриває поверхню Землі кожні 16 днів. Проведені дослідження підтверджують ефективність застосування Landsat-8 для класифікації земного покриву [23, 67 – 69].

Proba-V забезпечує покриття земної поверхні кожні два дні з шириною захвату однієї сцени 2250 км. Це дає можливість отримувати часові ряди даних, які застосовні для побудови карт земного покриття, відстеження динаміки зміни вегетації рослин та ін. [70].

При розв'язанні задачі картографування земного покриття нові можливості відкривають безкоштовні супутникові дані Sentinel-1/2, оскільки покривають поверхню Землі кожні 6–12 днів та надають дані із просторовим розрізненням до 10 м [71]. Покриття земної поверхні різними супутниковими даними наведено на Рис.1.2.

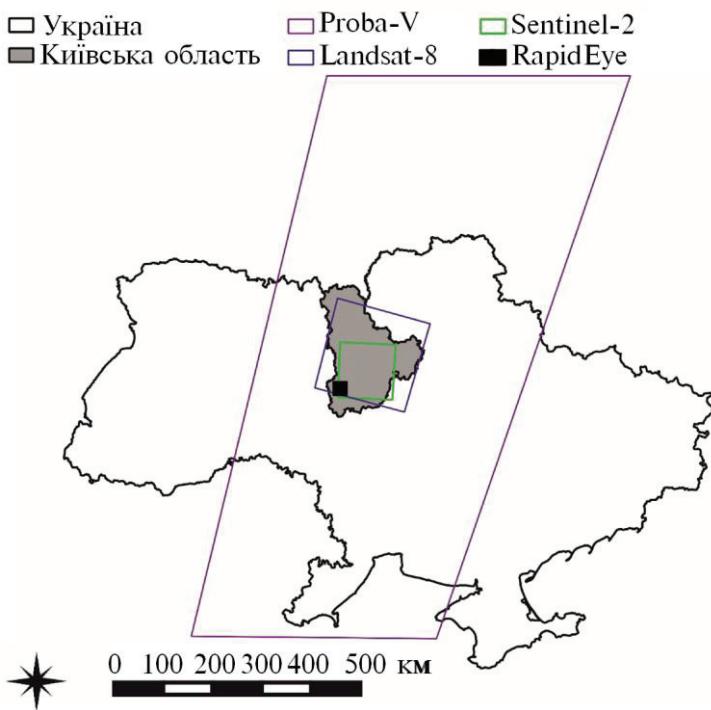


Рис.1.2 Покриття земної поверхні різними супутниковими даними

Використання наведених вище супутникових даних дає можливість будувати карти земного покриття із високим просторовим розрізненням та із певною періодичністю. Одним із недоліків оптичних супутникових даних є те, що знімки можуть бути

1.3. Супутникові дані

захмареними, що не дає можливості у повній мірі використовувати ці дані. В даному плані радарні дані надають додаткові можливості, оскільки не залежать від метеорологічних умов та можуть використовуватись навіть при наявності хмар. Проте в порівнянні із оптичними даними радарні дані (навіть після проведення попередньої обробки) є зашумленими. Тому при розв'язанні задачі картографування земного покриву досягнути найкращого результату можна шляхом використання методів та моделей злиття супутникових даних.

1.4. НАЗЕМНІ ДАНІ

Як було зазначено у підрозділі 1.2, «Стан моніторингу фактичного використання сільськогосподарських земель на основі супутникових даних в провідних країнах світу», для побудови карт землекористування та неупередженої оцінки їх точності потрібні достовірні наземні дані. При розв'язанні задач розробки геопросторових продуктів наземні дані можуть використовуватись в якості джерела даних для налаштування параметрів моделей класифікації та валідації отриманих результатів.

1.4.1. МЕРЕЖІ НАКОПИЧЕННЯ НАЗЕМНИХ ВИМІРІВ

Існують спеціальні мережі (в тому числі і у Європі), які надають точкові вимірювання для подальшого використання у різних прикладних областях. Однією з таких мереж є European Network of Earth Observation Networks (ENEON). На даний момент існує кілька проектів, які пов'язані зі створенням об'єднаної мережі наземних вимірювань.

Наприклад, основними цілями проекту ConnectinGEO програми HORIZON 2020 (Coordinating an Observation Network of Networks EnCompassing saTellite and IN-situ) [72] є (1) створення та підтримка ENEON [73]; (2) аналіз прогалів у європейській мережі спостереження Землі і (3) координація та стимулювання європейського внеску до «системи систем» GEOSS. Мережа ENEON є спільною мережею для спостереження Землі (Earth Observation), яка повинна забезпечити інтегровану та гармонізовану перспективу щодо збереження результатів спостереження, сприяти зменшенню дублювання вимірів і виявленню прогалів в даних спостереження Землі в межах Європи.

Існують також інші глобальні та національні мережі, пов'язані зі збором та накопиченням наземних даних спостережень. Наприклад, одною з таких мереж є мережа сільськогосподарських полігонів JESAM (Joint Experiment of Crop Assessment and Monitoring) [74]. Ця мережа призначена для розв'язання задач моніторингу сільського господарства, гармонізації існуючих та нових наукових методів в цій області та забезпечення продовольчої безпеки в межах побудови «системи систем» GEOSS і, зокрема задач AG0703a (Global Agricultural Monitoring — глобальний сільськогосподарський моніторинг) та AG0703b (Agricultural Risk Management — керування ризиками у області сільського господарства). Ініціатива JESAM розгорнула у 2009 р. мережу сільськогосподарських полігонів та забезпечує збір наземних даних на місцях.

1.4.2. НАЗЕМНІ ДАНІ ДЛЯ ЗАДАЧ НАЛАШТУВАННЯ МОДЕЛЕЙ/ВАЛІДАЦІЇ РЕЗУЛЬТАТІВ

Для отримання точних результатів класифікації та забезпечення високої якості інформаційних продуктів картографування земної поверхні, сільськогосподарських земель тощо повинні бути наявні наземні дані, які можуть бути використані як для налаштування параметрів математичних моделей, так і для перевірки отриманих результатів. На даний момент існує декілька Інтернет-ресурсів, що пов'язані з гармонізацією методик здійснення вимірювань та калібрування супутникової і наземної інформації. Одним з таких ресурсів є портал робочої групи CalVal [75] комітету з супутникових спостережень Землі (CEOS — The Committee on Earth Observation Satellites) [76]. Даний портал надає підтримку для проведення глобальних заходів по калібруванню та валідації, а також надає методичне забезпечення та методики різних калібрування датчиків. В подальшому це дозволить розгортати віртуальні групи сенсорів, які відносяться до різних супутникових систем (Virtual Constellation).

В межах програми COPERNICUS також надається доступ до наземних вимірювань [77]. Інформація поступає з різних джерел та дозволяє забезпечити оперативні спостереження за поверхнею Землі, океаном і атмосферою, відслідковувати зміни клімату, підтримувати оперативне реагування на надзвичайні ситуації та за-

безпечувати цивільну безпеку. Сервіси COPERNICUS базуються на використанні багатьох екологічних вимірювань, зібраних різними зовнішніми постачальниками даних з наземних, морських або повітряних систем моніторингу, що не входять до складу програми. Цей ресурс є відкритим та надає дані спеціалістам з усього світу, державним органам влади, політикам, вченим, підприємцям і бізнесу.

Geo-wiki [78] є відкритою платформою для залучення громадян до збору даних та моніторингу довкілля (crowdsourcing — спільне виконання робіт на ініціативних засадах). Це є ще одним важливим джерелом наземної інформації. Система Open Street Map надає дані краудсорсинга у векторній формі. Дуже часто певні категорії наземної інформації можна знайти тільки у подібних системах або на спеціалізованих Інтернет-ресурсах.

В той же час з огляду на необхідність отримання результатів картографування визначеної якості у багатьох випадках наземні дані окремо збираються в процесі виконання робіт. Якщо мова йде про картографування сільськогосподарських культур, то у розпорядженні спеціалістів повинні бути досить великі набори наземних даних, які можуть бути використані для налаштування параметрів моделі (наприклад, нейронної мережі), а в подальшому — і для незалежної верифікації результатів. В цьому сенсі дуже важливо забезпечити репрезентативність наземної вибірки. Для її збору можна використовувати різні підходи. Наприклад, при виконанні контракту з дослідницьким центром JRC [66] була застосована процедура вибору стратифікованих рівномірно розподілених по пілотній території сегментів для здійснення наземних вимірювань. В деяких випадках, особливо з огляду на вартість збору наземних даних, цю процедуру можна замінити на дослідження вздовж доріг. У будь-якому випадку, для ефективного розв'язання задачі картографування земного покриття у розпорядженні спеціалістів повинні бути два незалежних наземних набори даних, які дозволять отримати задовільний результат.

Для формування навчальної та тестової вибірок для побудови карти земного покриття великої території можна запропонувати наступний загальний підхід. В даному розділі попередньо будемо вважати, що в процесі наземних досліджень або шляхом фотоінтерпретації зібрані наземні дані, які представлені у вигляді геометричних полігонів. Нехай P — множина меж полігонів у векторному вигляді, G — вибірка для деякої території, що скла-

дається з пар «межа полігону» і відповідний даному полігону клас земної поверхні.

$$G = \left\{ (p, k) \mid p \in P, k = \overline{1, K} \right\} \quad (1.1)$$

де k — клас земної поверхні, K — загальна кількість класів. Вибірку доцільно зберігати саме у векторному вигляді, оскільки так її використовувати для класифікації супутникових зображень різного просторового розрізнення і розміру. Кількість полігонів у вибірці (потужність множини) позначимо через $|G|$. Вибірку розділимо на навчальну (G_{train}) і тестову (G_{test}) приблизно в рівних пропорціях, як це прийнято при використанні індуктивного підходу [79]. При цьому:

$$G = G_{train} \cup G_{test}, \quad (1.2)$$

$$G_{train} \cap G_{test} = \emptyset. \quad (1.3)$$

В якості вхідних даних задачі побудови карт земного покриття будемо розглядати часовий ряд супутникових зображень, на кожному зображенні якого пікселі, вкриті хмарами, відновлені відповідно до методу, описаного в [80, 81, 82]. На основі часового ряду супутникових зображень для кожного пікселя обраної території формується вектор:

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n, \quad (1.4)$$

$$n = i \cdot c, \quad (1.5)$$

де i — кількість супутникових зображень, що покривають даний піксель протягом року, c — кількість різних спектральних каналів супутникового зображення.

Таким чином, на основі інформації зі спектральних каналів супутникового зображення можна сформуванати множини пікселів вибірки, де кожному пікселю, що належить множині полігонів G , відповідає номер класу

$$T(G) = \left\{ (\mathbf{x}_i, k_i), i = \overline{1, N} \right\}, \quad (1.6)$$

де N — кількість всіх пікселів у вибірці. Відзначимо, що потужність і склад даної множини залежить від набору полігонів G . Відповідно до розбиття множини полігонів G (формули 1.2-1.3), множина пікселів T теж розбивається випадковим чином на дві

1.4. Наземні дані

незалежні підмножини для навчання класифікатора і його тестування:

$$T = T_{train} \cup T_{test}, \quad (1.7)$$

$$T_{train} \cap T_{test} = \emptyset. \quad (1.8)$$

1.4.3. ПОКРАЩЕННЯ ТЕСТОВОЇ ТА НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРОК В ПРОЦЕСІ ПОБУДОВИ КАРТИ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ

Після формування наземних вибірок, їх використання в процесі класифікації та отримання незадовільних результатів розв'язання цієї задачі (точності роботи моделі), може знадобитися модифікація наземної вибірки. Задачу модифікації можна сформулювати наступним чином: необхідно ітеративно модифікувати множину G (див. підрозділ вище), щоб виконувалися наступні умови

$$\begin{aligned} E(T_{train}) &\longrightarrow \min, \\ UA(G_{test}) &\longrightarrow \max, \\ PA(G_{test}) &\longrightarrow \max, \end{aligned} \quad (1.9)$$

$$|G| > g_{critical}, \quad (1.10)$$

де E — функція помилки нейронної мережі (2.1), при умовах (1.2-1.3), $g_{critical}$ — мінімальна кількість полігонів, необхідних для задовільного навчання нейронної мережі [83, 84], PA — точність виробника (producer's accuracy), UA — точність користувача (user's accuracy).

Якщо навчальна і тестова вибірки формуються на основі фотоінтерпретації, то не можна стверджувати, що вони містять абсолютно достовірну інформацію (вплив суб'єктивного фактору). Тому класифікацію необхідно виконувати ітеративно, при необхідності редагуючи і фільтруючи вибірки на кожному етапі. Вибірка повинна бути поступово модифікована шляхом усунення помилок (модифікації меж полігонів) і додаванням та відкиданням недостовірних нових полігонів до тих пір, поки якість класифікації не стане задовільною. Причому кількість полігонів повинна

відповідати вимогам репрезентативності представлених класів та рівномірного покриття полігонами досліджуваної території.

Після побудови карти земного покриття необхідно перевірити точність отриманих результатів з використанням тестової вибірки G_{test} і побудувати матрицю невідповідності [85]. Оскільки розбіжності можуть виникати з різних причин, то в першу чергу необхідно забезпечити виконання умови (1.10), тобто репрезентативність тестової вибірки для всіх класів, а також рівномірний розподіл навчальної вибірки G_{train} по досліджуваній території. Для якісної класифікації також необхідно, щоб класи в навчальній вибірці були розподілені пропорційно відповідним площам класів на досліджуваній території. Не враховуючи цих вимог буде отримана висока точність класифікації на тестовій вибірці, але результуюча карта класифікації виявиться незадовільною, з низькою якістю. Найбільш поширеними причинами невідповідності карти класифікації тестовій вибірці є наступні артефакти, які можуть бути присутні у вибірці: перекриття полігонів, що відносяться до різних класів, сумнівні полігони (експерту складно ідентифікувати клас певного полігону), «змішані» полігони (що містять вкраплення інших класів, найчастіше невеликих озер або невеликі групи дерев), нетипові полігони (полігон, віднесений до якого-небудь класу, суттєво відрізняється від інших представників цього ж класу) та ін. Для забезпечення коректного навчання нейронної мережі сумнівні полігони повинні бути видалені з вибірки, неправильно класифіковані полігони — віднесені до відповідного класу, а нетипові полігони вважаються винятками з правил, тобто викидами, і видаляються. Ітеративний процес завершується після ідентифікації всіх невідповідностей у вибірці. При цьому отриману карту класифікації можна розглядати як остаточний результат.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Giri C., Pengra B., Long J., Loveland T. R. Next generation of global land cover characterization, mapping, and monitoring. *Int. J. Appl. Earth Observation and Geoinform.* 2013. Vol. 25. P. 3037.
2. Land Cover (GLCNMO) - Global version. Режим доступу: <http://www.iscgm.org/gm/glcnm.html>. Назва з екрану.
3. Зацерковний В. І., Бурачек В. Г., Железняк О. О., Терещенко А. О. Геоінформаційні системи і бази даних: монографія. Ніжин: НДУ ім. М. Гоголя, 2014. 492 с.
4. Чандра А. М., Гош С. К. Дистанционное зондирование и географические информационные системы. М.: Техносфера, 2008. 312 с.
5. Шелестов А.Ю., Яйлимов Б.Я. Стан моніторингу фактичного використання сільськогосподарських земель в провідних країнах на основі супутникових даних. *Український журнал дистанційного зондування Землі.* 2017. № 12. С. 59-66.
6. World Programme for the Census of Agriculture. Режим доступу: <http://www.fao.org/economic/ess/ess-wca/en/>. Назва з екрану.
7. Gong X., Gunnar L., Tsuji S. Land Use Classification. Режим доступу: http://unstats.un.org/unsd/envaccounting/londongroup/meeting14/LG14_10a.pdf. Назва з екрану.
8. Coordinating land use / land cover analyses and data in Europe Режим доступу: http://cordis.europa.eu/project/rcn/39991_en.pdf. Назва з екрану.
9. Development of a harmonised framework for multi-purpose land cover / land use information systems derived from earth observation data. Режим доступу: http://cordis.europa.eu/project/rcn/39999_en.pdf. Назва з екрану.
10. Groom G., Reed T. Strategic landscape monitoring for the Nordic countries. Copenhagen: Nordic Council of Ministers, 2001. 129 p.
11. Gregorio A.DJ., Louisa J.M. Land Cover Classification System (LCCS) [Електронний ресурс]: FAO Режим доступу : <http://www.fao.org/docrep/003/x0596e/X0596e01e.htm>. Назва з екрану.
12. Africover Eastern Africa module. 2013. Режим доступу: http://www.glcnm.org/activities/africover_en.jsp. Назва з екрану.
13. Classification for Land Use Statistics: Eurostat Remote Sensing Programme. 1993. [Електронний ресурс]: EUROSTAT. Режим доступу: http://ec.europa.eu/eurostat/ramon/nomenclatures/index.cfm?TargetUrl=LST_NOM_DTL&StrNom=CLUSTERS93&StrLanguageCode=EN&IntPcKey=&StrLayoutCode=HIERARCHIC. Назва з екрану.
14. LUCAS. Land Use and Cover Area frame Survey. 2009. Режим доступу :http://ec.europa.eu/eurostat/documents/205002/208938/LUCAS2009_C1-Instructions_Revised20130925.pdf/. Назва з екрану.
15. Martino L., Fritz M. Land Use/Cover Area frame statistical Survey: Methodology and Tools. Statistics in focus. *Eurostat.* Luxembourg. 2008. No. 33. P.1-7.

16. CORINE Land Cover. Режим доступу: <http://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover>. Назва з екрану.
17. CORINE Land cover - Part 1: Methodology [Електронний ресурс]: European Environment Agency. Режим доступу: <http://www.eea.europa.eu/publications/COR0-part1>. Назва з екрану.
18. IMAGE2000 and CLC2000 Products and Methods [Електронний ресурс]: Institute for Environment and Sustainability. Режим доступу: http://image2000.jrc.ec.europa.eu/reports/image2000_products_and_methods.pdf. Назва з екрану.
19. Friedl M. A., McIver D. K., Hodges J.C.F., Zhang X.Y., et al. Global land cover mapping from MODIS: algorithms and early results. *Remote Sensing of Environment*. 2002. Vol. 83, No. 2-Jan. P. 287–302.
20. Loveland T. R., Reed B. C., Brown J. F., Ohlen D. O. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*. 2000. Vol. 21, No. 6-7. P. 1303-1330.
21. Copernicus Land Monitoring Services. Режим доступу: <http://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>. Назва з екрану.
22. Bontemps S., Defourny P., Van Bogaert E. GLOBCOVER 2009-Products description and validation report. *ESA*. 2010. P. 1-30.
23. Roy D.P., Wulder M. A., Loveland T. R., et al. Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*. 2014. Vol. 145. P. 154–172.
24. Conrad C., Fritsch S., Zeidler J., Rucker G., et al. Per-Field Irrigated Crop Classification in Arid Central Asia Using SPOT and ASTER Data. *Remote Sens*. 2010. Vol. 2, No. 4. P. 1035–1056.
25. Peca-Barragán J.M., Ngugi M.K., Plant R.E., Six J. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology. *Remote Sensing of Environment*. 2011. Vol. 115, No. 6. P. 1301–1316.
26. Yang C., Everitt J.H., Murden D. Evaluating high resolution SPOT 5 satellite imagery for crop identification. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2011. Vol. 75, No. 2. P. 347–354.
27. Manakos I., Tomaszewska M., Gkinis I., Brovkina O., et al. Comparison of Global and Continental Land Cover Products for Selected Study Areas in South Central and Eastern European Region. *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, No. 12. P. 1967.
28. Геопортал ESA CCI Land Cover products: a new generation of satellite-derived global land cover products. Режим доступу: <http://maps.elie.ucl.ac.be/CCI/viewer/index.php>. Назва з екрану.
29. Chen J., Liao A., Cao X., et al. Global land cover mapping at 30m resolution: A POK-based operational approach. *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sens*. 2015. Vol. 103. P. 727.
30. Boryan, C., Yang, Z., Mueller, R., & Craig, M. Monitoring US agriculture: the US Department of Agriculture, National Agricultural Statistics Service, Cropland Data Layer. *Geocarto International*. 2011. Vol. 26, No. 5. P. 341-358.

31. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Lavreniuk M. Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*. 2015. P. 45–52.
32. Lavreniuk M., Kussul N., Skakun S., Shelestov A., et al. Regional Retrospective High Resolution Land Cover For Ukraine: Methodology And Results. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2015 (IGARSS 2015)*, № 15599383. P. 3965-3968.
33. CAP at a glance. Режим доступу: http://ec.europa.eu/agriculture/cap-overview/index_en.htm (23.02.2017). – Назва з екрану.
34. Fisette T., Rollin P., Aly Z., Campbell, et al. AAFC Annual Crop Inventory. Status and Challenges. *Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*. 2013. P. 270-274.
35. Guidance document (campaign 2016) for On-The-Spot Checks (OTSC) and area measurement according to articles 24, 25, 26, 27, 30, 31, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41 of Regulation (EU) 809/2014. Режим доступу: <https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/> (23.02.2017). Назва з екрану.
36. Guidance document (revised version after simplification) on aid applications and payment claims referred to in article 72 of Regulation (EU) 1306/2013 . Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/images/5/58/DS-DSCG-2014-39_aid_application_guidance_final_rev1_clean.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.
37. Guidance document (revised version after simplification) on the establishment of the EFA layer referred to in article 70(2) of Regulation (EU) 1306/2013. Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/images/4/4b/DSCG-2014-31_EFA-layer_FINAL-2015.doc.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.
38. Guidance document (revised version after simplification) on the establishment of the EFA layer referred to in article 70(2) of Regulation (EU) 1306/2013. Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/images/9/98/DSCG-2014-32_FINAL_Rev2_FINAL_OTSC_guideline_2016_clean.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.
39. Guidance document on the implementation by Member States of permanent grassland provisions in the context of greening. Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/images/0/05/DS-EGDP-2015-02_rev4_clean.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.
40. Guidance document on the Land Parcel Identification System (LPIS) under articles 5, 9 and 10 of commission delegated regulation (eu) no 640/2014 and on the establishment of the efa-layer referred to in article 70(2) of regulation (eu) no 1306/2013. Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/images/c/ce/DSCG-2014-33_FINAL_Rev_3_FINAL_LPIS_guideline_2016_clean.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.
41. Guidance document on the Land Parcels Identification System (LPIS) under articles 5, 9 and 10 of Commission Delegated Regulation (EU) 640/2014. Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/images/a/ab/TG_Check_Crop_Diversification.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.

42. Integrated Administration and Control System (IACS). Режим доступу: http://ec.europa.eu/agriculture/direct-support/iacs/index_en.htm (23.02.2017). Назва з екрану.
43. Joint Research Centre. Режим доступу: https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/index.php/Main_Page (23.02.2017). Назва з екрану.
44. Land administration in the agricultural sector under INSPIRE. Режим доступу: http://www.eurocadastre.org/pdf/rome_december08/presentations/7_land_administration_agriculture_inspire_framework.pdf (23.02.2017). Назва з екрану.
45. Technical Guidance. Режим доступу: <https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/> (23.02.2017). Назва з екрану.
46. Technical Guidance document on the On-The-Spot Check of Crop Diversification requirements. Режим доступу: <https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/> (23.02.2017). Назва з екрану.
47. Technical Guidance document on the On-The-Spot Check of Ecological Focus Areas requirements. Режим доступу: <https://marswiki.jrc.ec.europa.eu/wikicap/> (23.02.2017). Назва з екрану.
48. Maxwell S. K., Meliker J. R., & Goovaerts, P. Use of land surface remotely sensed satellite and airborne data for environmental exposure assessment in cancer research. *Journal of Exposure Science and Environmental Epidemiology*. 2010. Vol. 20, No. 2. P. 176–185.
49. Land Remote Sensing Policy Act of 1992. Режим доступу: <https://www.congress.gov/bill/102nd-congress/senate-bill/2297>. Назва з екрану.
50. Subtitle VI – Earth Observations. Режим доступу: https://www.nasa.gov/sites/default/files/atoms/files/public_law_111-314-title_51_national_and_commercial_space_programs_dec_18_2010.pdf. Назва з екрану.
51. Chang J., Hansen M. C., Pittman K., Carroll M., et al. Corn and soybean mapping in the United States using MODIS time-series data sets. *Agronomy Journal*. 2007. Vol. 99, No. 6. P. 1654–1664.
52. Liknes G. C., Perry C. H., & Meneguzzo D. M. Assessing tree cover in agricultural landscapes using high-resolution aerial imagery. *The Journal of Terrestrial Observation*. 2010. Vol. 2, No. 1. P.38–55.
53. Shan J., Hussain E., Kim K., & Biehl L. Flood mapping with satellite images and its web service. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2010. Vol. 76, No. 2. P.102–104.
54. Sun W., Liang S., Xu G., Fang H., et al. Mapping plant functional types from MODIS data using multisource evidential reasoning. *Remote Sensing of Environment*. 2008. Vol. 112, No. 3. P. 1010–1024.
55. Mueller R. Categorized Mosaicked Imagery from the National Agricultural Statistics Service Crop Acreage Estimation Program. Available on the CD. «Proceedings of the ASPRS 2000 Conference. 2000.
56. Opening the Landsat Archive/Product Specifications. 2010 [Електронний ресурс]: USGS. Режим доступу: Available from:

- http://landsat.usgs.gov/products_data_at_no_charge.php (23.02.2017). Назва з екрану.
57. Serin R. Evaluating the accuracy of 2005 multitemporal TM and AWiFS imagery for cropland classification of Nebraska. ASPRS 2007, Annual Conference (7–11 May 2007, Tampa). Florida, 2007. P. 7-11.
58. Fisette T., Chenier R., Maloley M., Gasser P. Y., et al. Methodology for a Canadian agricultural land cover classification. 1st International Conference on Object-based Image Analysis (Salzburg University, Austria, 4-5 July 2006). Austria, 2006. P. 4-5.
59. Song C., Woodcock C. E., Seto K. C., Lenney M. P., et al. Classification and change detection using Landsat TM data: when and how to correct atmospheric effects. *Remote Sensing of Environment*. 2001. Vol. 75, No. 2. P. 230-244.
60. Kauth R.J., Thomas G.S. The Tasseled Cap - A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT. *Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data* (Purdue University, West Lafayette) Indiana. 1976. P. 41-57.
61. Monitoring Agricultural Resources. Режим доступу: <https://ec.europa.eu/jrc/en/mars>. (23.02.2017). Назва з екрану.
62. Куссуль Н.М., Шелестов А.Ю., Лавренюк М.С., та ін. Інформаційні технології глибинного машинного навчання для аналізу змін земного покриття. *Доповіді Національної Академії Наук України*. 2016. №8. С. 26-32.
63. Kussul N., Shelestov A., Lavreniuk M., Butko I., et al. Deep Learning Approach For Large Scale Land Cover Mapping Based On Remote Sensing Data Fusion. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2016 IEEE International*. 2016. P. 198-201.
64. Bakan G.M., Kussul N.N. Fuzzy ellipsoidal filtering algorithm of static object state. *Problemy Upravleniya I Informatiki (Avtomatika)*. 1996. No. 5. P. 77-92.
65. Kussul N., Lemoine G., Gallego J., Skakun S., et al. Parcel based classification for agricultural mapping and monitoring using multi-temporal satellite image sequences. The International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International. 2015. P. 165-168.
66. Gallego J., Kussul N., Skakun S., Kravchenko O., et al. Efficiency assessment of using satellite data for crop area estimation in Ukraine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2014. Vol. 29. P. 22–30.
67. Jia K., Wei X., Gu X., Yao Y., et al. Land cover classification using Landsat 8 operational land imager data in Beijing, China. *Geocarto International*. 2014. Vol. 29, No 8. P. 941-951.
68. Gallego F. J., Delincé J., Rueda C. Crop area estimates through remote sensing: stability of the regression correction. *International Journal of Remote Sensing*. 1993. Vol. 14, No.18. P. 3433-3445.
69. Zhong L., Gong P., Biging G. S., Gregory S. Efficient corn and soybean mapping with temporal extendability: a multi-year experiment using landsat imagery. *Remote Sensing Environ*. 2014. Vol. 140. P. 1–13.

70. Atzberger C., Formaggio A. R., Shimabukuro Y. E., Udelhoven T., et al. Obtaining crop-specific time profiles of NDVI: the use of unmixing approaches for serving the continuity between SPOT-VGT and PROBA-V time series. *International Journal of Remote Sensing*. 2014. Vol. 35, No. 7. P. 2615-2638.
71. Malenovský Z., Rott H., Cihlar J., Schaepman M. E., et al. Sentinels for science: Potential of Sentinel-1,-2, and-3 missions for scientific observations of ocean, cryosphere, and land. *Remote Sensing of Environment*. 2012. Vol. 120. P. 91-101.
72. Coordinating an Observation Network of Networks EnCompassing satellite and IN-situ to fill the Gaps in European Observations. Режим доступу: https://cordis.europa.eu/result/rcn/186671_fr.html. Назва з екрану.
73. European Network of Earth Observation Networks. Режим доступу: <http://www.eneon.net/>. Назва з екрану.
74. Joint Experiment of Crop Assessment and Monitoring. Режим доступу: <http://www.jecam.org/>. Назва з екрану.
75. CEOS Cal/Val portal. Режим доступу: <http://calvalportal.ceos.org>. Назва з екрану.
76. The Committee on Earth Observation Satellites. Режим доступу: <http://ceos.org/>. Назва з екрану.
77. Наземний компонент програми Copernicus. Режим доступу: <https://insitu.copernicus.eu/>. Назва з екрану.
78. Geo-wiki. Режим доступу: <https://www.geo-wiki.org/>. Назва з екрану.
79. Скакун С. В., Шелестов А. Ю., Яйлимов Б. Я., Остапенко В.А., та ін. Класифікація сільськогосподарських посівів з використанням часових рядів супутникових даних. *Індуктивне моделювання складних систем*. 2014. Вип. 6. С. 157–166.
80. Skakun S. V., Basarab R. M. Reconstruction of Missing Data in Time-Series of Optical Satellite Images Using Self-Organizing Kohonen Maps. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2014. Vol. 46, No. 12. P. 19–26.
81. Skakun S., Kussul N., Basarab R. Restoration of Missing Data due to Clouds on Optical Satellite Imagery Using Neural Networks. ESA Sentinel-2 for Science Workshop, ESA-ESRIN, Frascati, Rome, Italy, 20-22 May 2014. 2014. P. 20–22.
82. Скакун С.В., Басараб Р.М. Восстановление отсутствующих данных во временных рядах оптических спутниковых снимков с использованием самоорганизующихся карт Кохонена. *Проблеми управління та інформатики*. 2014. №6. С. 88–94.
83. Olofsson P., Foody G. M., Herold M., Stehman S. V., et al. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*. 2014. Vol. 148. P. 42–57.
84. Foody G. M. Status of land cover Classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*. 2002. Vol. 80, No. 1. P. 185–201.
85. Story, M., Congalton, R. G. Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*. 1986. Vol. 52, No. 3. P. 397-399.

86. Барталев С. А., Лупян Е. А., Нейштадт И. А., Савин И. Ю. Дистанционная оценка параметров сельскохозяйственных земель по спутниковым данным спектрорадиометра MODIS. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса: Физические основы, методы и технологии мониторинга окружающей среды. Сборник научных статей. Москва, 2005. Том 2. С. 228-236.
87. Повх В. И., Повх В. И., Гарбузов Г. П., Шляхова Л. А. Оценка структуры посевов подсолнечника в Ставропольском крае по данным дистанционного зондирования спектрорадиометра MODIS. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2007. Том 2. Вып. 4. С. 284-288.
88. González F., Lypez S., Cuevas J. M. Comparing Two Methodologies for Crop Area Estimation in Spain Using Landsat TM Images and Ground Gathered Data. *Remote Sensing of Environment*. 1991. Vol. 32. P. 29-36.
89. Hiederer R., Favard J.C., Guedes D., Sharman M. Estimating European crop surfaces from SPOT and Landsat-TM data. *Proceedings of «International Symposium on Operationalization of Remote Sensing»*, ITC Enschede, The Netherlands, 1993. Vol. 2. P. 116-127.
90. Taylor J. C., Sannier C., Delincé J., Gallego F. J. Regional Crop Inventories in Europe Assisted by Remote Sensing. Synthesis Report, Office for Publications of the EC. Luxembourg, 1997. P. 71.
91. Taylor T. W. Agricultural analysis for a worldwide crop assessment. Proceedings SPOT Conference, Paris, France, 1996. P. 485-488.
92. Battese G. E., Harter R. M., Fuller W. A. An error-components model for prediction of county crop areas using survey and satellite data. *Journal of the American Statistical Association*. 1988. Vol. 83. P. 28-36.
93. Akbari M., Mamanpoush A. R., Gieske A., Miranzadeh M., et al. Crop and land cover classification in Iran using landsat 7 imagery. *Int. J. Remote Sensing*. 2006. Vol. 27, No. 19. P. 4117-4135.
94. Potgieter A. B., Apan A., Dunn P., Hammer G. Estimating crop area using seasonal time series of enhanced vegetation index from modis satellite imagery. *Crop Pasture Sci*. 2007. Vol. 58, No. 4. P. 316-325.
95. Mingwei Z., Qingbo Z., Zhongxin C., Jia L., et al. Crop discrimination in northern china with double cropping systems using fourier analysis of time-series modis data. *Int. J. Appl. Earth Observation Geoinform*. 2008. Vol. 10, No. 4. P. 476-485.
96. Waldner F., Lambert M. J., Li W., Weiss M., et al. Land cover and crop type classification along the season based on biophysical variables retrieved from multi-sensor high-resolution time series. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7, No. 8. P. 10400-10424.
97. Löw F., Michel U., Dech S., Conrad C. Impact of feature selection on the accuracy and spatial uncertainty of per-field crop classification using support vector machines. *ISPRS J. Photogr. Remote Sensing*. 2013. Vol. 85. P. 102-119.

98. Arvor D., Jonathan M., Meirelles M. S. P., Dubreuil V., et al. Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of mato grosso, Brazil. *Int. J. Remote Sensing*. 2011. Vol. 32, No. 22. P. 7847–7871.
99. Лавренюк Н. С., Скакун С. В., Шелестов А. Ю., Яйлимов Б.Я., и др. Классификация больших площадей земного покрова по ретроспективным спутниковым данным. *Кибернетика и системный анализ*. 2016. Т. 52, № 1. С. 137–149.
100. Abou EL-Magd I., Tanton T. Improvements in land use mapping for irrigated agriculture from satellite sensor data using a multi-stage maximum likelihood classification. *Int. J. Remote Sensing*. 2003. Vol. 24, No. 21. P. 4197–4206.
101. Blanzieri E., Melgani F. Nearest neighbor classification of remote sensing images with the maximal margin principle. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2008. Vol. 46, No. 6. P. 1804–1811.
102. Cheng Q., Varshney P. K., Arora M. K. Logistic regression for feature selection and soft classification of remote sensing data. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*. 2006. Vol. 3, No. 4. P. 491–494.
103. Duro D. C., Franklin S. E., Dubé M. G. A comparison of pixel-based and objectbased image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using spot-5 hrg imagery. *Remote Sensing Environ*. 2012. Vol. 118. P. 259–272.
104. Long, J. A., Lawrence R. L., Greenwood M. C., Marshall L., et al. Objectoriented crop classification using multitemporal ETM+ SLC-off imagery and random forest. *GIScience & Remote Sensing*. 2013. Vol. 50, No. 4. P. 418–436.
105. Simon Haykin. *Neural Networks and Learning Machines (3rd Edition)*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey. 2009. P. 937.
106. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*. 1995. Vol. 20, No. 3. P. 273–297.
107. Yang C. Airborne hyperspectral imagery and linear spectral unmixing for mapping variation in crop yield / C. Yang, J. H. Everitt, J. M. Bradford // *Precision Agr*. 2007. Vol. 8, No. 6. P. 279–296.
108. Omkar S., Senthilnath J., Mudigere D., Kumar M. M. Crop classification using biologically-inspired techniques with high resolution satellite image. *J. Indian Soc. Remote Sensing*. 2008. Vol. 36, No. 2. P. 175–182.
109. Bishop C. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2006. 740 p.
110. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015. Vol. 521, No. 7553. 436 p.
111. Ghamisi P., Plaza J., Chen Y., Li J., et al. Advanced Spectral Classifiers for Hyperspectral Images: A review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. 2017. Vol. 5, No. 1. P. 8–32.
112. Fukunaga K. *Introduction to statistical pattern recognition*. Academic press, 2013.

113. Maulik Ujjwal, Debasis Chakraborty. Remote Sensing Image Classification: A survey of support-vector-machine-based advanced techniques. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*. 2017. Vol. 5, No. 1. P. 33-52.
114. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*. 1943. Vol. 5, No. 4. P. 115-133.
115. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*. 1988. Vol. 5, No. 3. P. 533-538.
116. Amari S. I., Murata N. Statistical theory of learning curves under entropic loss criterion. *Neural Computation*. 1993. Vol. 5, No. 1. P. 140-153.
117. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*. 2015. Vol 61. P. 85-117.
118. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams, R. J. Learning internal representations by error propagation. *Parallel distributed processing*. MIT Press. 1986. Vol 49. P. 318-362.
119. Duchi J., Hazan E., Singer Y. Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization. 2011. *Journal of Machine Learning Research*. P. 2121-2159.
120. Patel V. Kalman-Based Stochastic Gradient Method with Stop Condition and Insensitivity to Conditioning. *SIAM Journal on Optimization*. 2016. Vol. 26, No. 4. P. 2620-2648.
121. Kingma D. P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. 2014. arXiv:1412.6980.
122. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural networks*. 1989. Vol. 2, No. 5. P. 359-366.
123. Cortes C., Vapnik V. Support-vector network. *Machine Learning*. 1995. Vol. 20. P. 1-25.
124. Liu P., Choo K. K. R., Wang L., Huang F., et al. SVM or deep learning? A comparative study on remote sensing image classification. 2016. *Soft Computing*. 2017. Vol. 21, No. 23. P. 7053-7065.
125. Huang F. J., LeCun Y. Large-scale learning with SVM and convolutional nets for generic object categorization. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2006. P. 284-291.
126. Pirotti F., Sunar F., Piragnolo M. Benchmark of machine learning methods for classification of a Sentinel-2 image. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*. 2016. Vol. 41. P. 335-340.
127. Breiman L. Random forests. *Machine learning*. 2001. Vol. 45. P. 5-32.
128. Han J., Liu Y., Sun X. A scalable random forest algorithm based on mapreduce. 2013 IEEE 4th International Conference on Software Engineering and Service Science. *IEEE*. 2013. P. 849-852.
129. Yitzhaki S. On an extension of the Gini inequality index. *International economic review*. 1983. Vol. 24, No. 3. P. 617-628.
130. Waldner F., De Abelleira D., Velyn S. R., Zhang M., 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.
131. Gallego J., Kravchenko A., Kussul N., Skakun S., et al. Efficiency Assessment of Different Approaches to Crop Classification Based on Satellite and Ground Observations. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2012. Vol. 44, No. 5. P. 67-80.
132. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Kussul O. et al. Resilience Aspects in the Sensor Web Infrastructure for Natural Disaster Monitoring and Risk Assessment Based on Earth Observation Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2014. Vol. 7, No. 9. P. 3826-3832.
133. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Grid and sensor web technologies for environmental monitoring. *Earth Science Informatics*. 2009. Vol. 2, No. 1-2. P. 37-51.
134. Kussul N., Mandl D., Moe K., Mund J.P., et al. Interoperable Infrastructure for Flood Monitoring: SensorWeb, Grid and Cloud. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2012. Vol. 5, No. 6. P. 1740-1745.
135. Shelestov A.Yu., Kussul N.N. Using the fuzzy-ellipsoid method for robust estimation of the state of a grid system node. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2008. Vol. 44, No. 6. P. 847-854.
136. Ivakhnenko A. G. The group method of data handling-a rival of the method of stochastic approximation. *Soviet Automatic Control*. 1968. Vol. 13. P. 43-55.
137. Ivakhnenko A. G. Polynomial theory of complex systems. *IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1971. Vol. 4 P. 364-378.
138. Fukushima K. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biol. Cybern.* 1980. Vol. 36, No. 4. P. 193-202.
139. LeCun Y., Boser B., Denker J. S., Henderson D., et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*. 1989. Vol. 1, No. 4, P. 541-551.
140. Hinton G. E., Osindero S., Teh Y. W. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural computation*. 2006. Vol. 18, No. 7. P. 1527-1554.
141. Connor J.T., Martin R.D., Atlas L.E. Recurrent neural networks and robust time series prediction. *IEEE transactions on neural networks*. 1994. Vol. 18, No. 7. P. 240-254.
142. Hochreiter S. Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen. Diss. diploma thesis, institut für informatik, lehrstuhl prof. brauer, technische universität münchen, 1991.
143. Hochreiter S., Jürgen S. Long short-term memory. *Neural computation*. 1997, Vol. 9, No. 8. P. 1735-1780.
144. Ding J., Chen B., Liu H., Huang M., et al. Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2016. Vol. 13, No. 3. P. 364-368.
145. Krizhevsky A., Ilya S., Geoffrey E. Imagenet classification with deep

- convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*. 2012. Vol. 25. P. 1097-1105.
146. Ngiam J., Khosla A., Kim M., Nam J., et al. Multimodal deep learning. *Proceedings of the 28th international conference on machine learning (ICML-11)*. 2011. P. 689-696.
147. Chen X., Xiang S., Liu C. L., Pan C.H. Vehicle detection in satellite images by hybrid deep convolutional neural networks. *IEEE Geoscience and remote sensing letters*. 2014. Vol. 11, No. 10. P. 1797-1801.
148. Hinton G., Deng L., Yu D., Dahl G., et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups. *IEEE Signal Processing Magazine*. 2012. Vol. 29. P. 82-97.
149. Helmstaedter M., Briggman K. L., Turaga S. C., Jain V., et al. Connectomic reconstruction of the inner plexiform layer in the mouse retina. *Nature*. 2013. Vol. 500, No. 7461. P. 168-174.
150. Sutskever I., Vinyals O., Le Q. V. Sequence to sequence learning with neural networks. *Advances in neural information processing systems*. 2014. Vol. 27. P. 3104-3112.
151. Långkvist M., Kiselev A., Alirezaie M., Loutfi A. Classification and segmentation of satellite orthoimagery using convolutional neural networks. *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8, No. 4. P. 329.
152. Dauphin Y. N., Pascanu R., Gulcehre C., Cho K. et al. Identifying and attacking the saddle point problem in high-dimensional non-convex optimization. *Advances in neural information processing systems*. 2014. P. 2933-2941.
153. Choromanska A., Henaff M., Mathieu M., Arous G. B., et al. The Loss Surfaces of Multilayer Networks. *Conference on AI and Statistics*. 2015. P. 192-204.
154. Hu W., Huang Y., Wei L., Zhang F., et al. Deep convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *Journal of Sensors*. 2015. No. 258619. P. 1-12.
155. Hu W., Huang Y., Wei L., Zhang F., et al. Multimodal classification of remote sensing images: A review and future directions. *Proceedings of the IEEE*. 2015. Vol. 103, No. 9. P. 1560-1584.
156. Khatami R., Mountrakis G., Stehman S. V. A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: General guidelines for practitioners and future research. *Remote Sensing of Environment*. 2016. Vol. 177. P. 89-100.
157. Abdiansah, A., Wardoyo R. Time Complexity Analysis of Support Vector Machines (SVM) in LibSVM. *International Journal of Computer Applications*. 2015. Vol. 128, No. 3. P. 28-34.
158. Chapelle O. Training a Support Vector Machine in the Primal. *Neural Computation*. 2007. Vol. 19, No. 5. P. 1155-1178.
159. Sun X., Ren X., Ma S., Wang H. meProp: Sparsified Back Propagation for Accelerated Deep Learning with Reduced Overfitting. *arXiv preprint arXiv:1706.06197*. 2017 P. 3299-3308.
160. Gallagher M. Multi-layer perceptron error surfaces: visualization, structure and modelling. *Doctoral dissertation*. 2000. 206 p.

161. Lary D. J., Alavi A. H., Gandomi A. H., Walker A. L. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers*. 2016. Vol. 7, No. 1. P. 3-10.
162. Deng Li, Dong Yu. Deep learning: methods and applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*. 2014. Vol. 7.3, No. (3-4). P. 197-387.
163. Geng J., Fan J., Wang H., Ma X., et al. High-resolution SAR image classification via deep convolutional autoencoders. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2015. Vol. 12, No. 11. P. 2351-2355.
164. Han M., Zhu X., Yao W. Remote sensing image classification based on neural network ensemble algorithm. *Neurocomputing*. 2012. Vol. 78, No. 1. P. 133-138.
165. Huang X., Zhang L. An SVM ensemble approach combining spectral, structural, and semantic features for the classification of high-resolution remotely sensed imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2013. Vol. 51, No. 1. P. 257-272.
166. Lavreniuk M. S., Skakun S. V., Shelestov A. J., Yalimov B. Y., et al. Large-scale classification of land cover using retrospective satellite data. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2016. Vol. 52, No. 1. P. 127-138.
167. Kussul N., Lemoine G., Gallego F. J., Skakun S. V., et al. 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.
168. Chen Y., Lin Z., Zhao X., Wang G., et al. Deep learning-based classification of hyperspectral data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2014. Vol. 7, No. 6. P. 2094-2107.
169. Zhao W., Du, S. Learning multiscale and deep representations for classifying remotely sensed imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2016. Vol. 113. P. 155-165.
170. Kussul N., Lavreniuk N., Shelestov A., Yalimov B., et al. Land Cover Changes Analysis Based on Deep Machine Learning Technique. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2016. Vol. 48, No. 5. P. 42-54.
171. Kussul N., Shelestov A., Basarab R., Skakun S. et al. Geospatial Intelligence and Data Fusion Techniques for Sustainable Development Problems. *ICTERI*. 2015. P. 196-203.
172. Zhang F., Du B., Zhang L. Scene classification via a gradient boosting random convolutional network framework. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2016. Vol. 54, No. 3. P. 1793-1802.
173. Zhang F., Du B., Zhang, L. Saliency-guided unsupervised feature learning for scene classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2015. Vol. 53, No. 4. P. 2175-2184.
174. Mnih V., Hinton G. E. Learning to detect roads in high-resolution aerial images. *In European Conference on Computer Vision*. 2010. P. 210-223.
175. Mnih V., Hinton, G. E. Learning to label aerial images from noisy data. *Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML-12)*. 2012. P. 567-574.

176. Chen Y., Zhao X., Jia X. Spectral-spatial classification of hyperspectral data based on deep belief network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2015. Vol. 8, No. 6. P. 2381-2392.
177. Liang H., Li Q. Hyperspectral imagery classification using sparse representations of convolutional neural network features. *Remote Sensing*. 2016. Vol. 8, No. 2. P. 99.
178. Lyu H., Lu H., Mou L. Learning a Transferable Change Rule from a Recurrent Neural Network for Land Cover Change Detection. 2016. *Remote Sensing*. Vol. 8, No. 6. P. 506.
179. Kwata K., Shibasaki R. Estimating crop yields with deep learning and remotely sensed data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015 IEEE International. IEEE*. 2015. P. 858-861.
180. Ishii T., Nakamura R., Nakada H., Mochizuki Y., et al. Surface object recognition with CNN and SVM in Landsat 8 images. *14th IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA)*. 2015. P. 341-344.
181. Wardlow B. D., Egbert S. L., Kastens, J. H. Analysis of time-series MODIS 250 m vegetation index data for crop classification in the US Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*. 2007. Vol. 108, No. 3. P. 290-310.
182. Doraiswamy P. C., Stern A. J., Akhmedov B. Crop classification in the US Corn Belt using MODIS imagery. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2007. P. 809-812.
183. Waldner F., Canto G. S., Defourny P. Automated annual cropland mapping using knowledge-based temporal features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2015. Vol. 110. P. 1-13.
184. Matton N., Canto G., Waldner F., Valero S., et al. An automated method for annual cropland mapping along the season for various globally-distributed agrosystems using high spatial and temporal resolution time series. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7, No. 10. P. 13208-13232.
185. d'Andrimont R., Yordanov M., Lemoine G., Yoong J., et al. Crowdsourced Street-Level Imagery as a Potential Source of In-Situ Data for Crop Monitoring. *Land*. 2018. Vol. 4, No. 7. P. 127.
186. Olofsson P., Foody G. M., Stehman S. V., Woodcock C. E. Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy and area and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*. 2013. Vol. 129. P. 122-131.
187. Congalton R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of environment*. 1991. Vol. 37, No. 1. P. 35-46.
188. Card D. Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1982. Vol. 48, No. 3. P. 431-439.
189. Congalton R. G. The use of discrete multivariate analysis for the assessment of Landsat classification accuracy. *Master thesis, Virginia Polytechnic Institute and State University*. Blacksburg. 1981.

190. Cohen J. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and psychological measurement*. 1960. Vol. 20, No. 1. P. 37-46.
191. Foody G. M. Classification accuracy comparison: hypothesis tests and the use of confidence intervals in evaluations of difference, equivalence and non-inferiority. *Remote Sensing of Environment*. 2009. Vol. 113, No. 8. P. 1658-1663.
192. Foody G. Thematic map comparison. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2004. Vol. 70, No. 5. P. 627-633.
193. Goodfellow I., Yoshua B., Aaron C. Deep learning. MIT press. 2016. 777 p.
194. Baldi P., Sadowski P. The dropout learning algorithm. *Artificial intelligence*. 2014. Vol. 210. P. 78-122.
195. Shelestov A., Lavreniuk M., Kolotii A., Vasiliev V. Cloud approach to automated crop classification using Sentinel-1 imagery. *Big Data from Space conference (BiDS)*. 2017. P. 122-125.
196. Lavreniuk M., Kussul N., Meretsky M., Lukin V., et al. Impact of SAR data filtering on crop classification accuracy. *First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering*. 2017. P. 912-916.
197. Jixian Zhang. Multi-source remote sensing data fusion: status and trends. *International Journal of Image and Data Fusion*. 2010. Vol. 1, No. 1. P. 5-24.
198. Stathaki T. Image Fusion: Algorithms and Applications. *Academic Press is an imprint of Elsevier*. 2008. 492 p.
199. Chen Z., Pu H., Wang B., Jiang G.-M. Fusion of hyperspectral and multispectral images: A novel framework based on generalization of pansharpening methods. *IEEE Geosci. Remote Sens.* 2014. Vol. 11, No. 8. P. 1418-1422.
200. Aiazzi B., Alparone L., Baronti S., Garzelli A. Quality assessment of Pansharpening methods and products. *IEEE Geosci. Remote Sens. Soc. Newslett.* 2011. Vol. 1, No. 161. P. 10-18.
201. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Kussul O. The use of satellite SAR imagery to crop classification in Ukraine within JECAM project. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2014. P. 1497-1500.
202. Hansen M. C., Egorov A., Roy D. P., Potapov P., et al. Continuous fields of land cover for the conterminous United States using Landsat data: first results from the Web-Enabled Landsat Data (WELD) project. *Remote Sensing Letters*. 2011. Vol. 2, No. 4. P. 279-288.
203. Buttner G., Feranec J., Jaffrain G., Mari L., et al. The CORINE land cover 2000 project. *EARSeL eProceedings*. 2004. Vol. 3, No. 3. P. 331-346.
204. Cormen T.H., Leiserson C.E., Rivest R.L., Stein C. Introduction to Algorithms. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 3rd edition. 2009. 1312 p.
205. Tuia D., Ratle F., Pacifici F., Kanevski M. F., et al. Active learning methods for remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2009. Vol. 47, No. 7. P. 2218-2232.

206. Kussul N. N. Neural networks learning using method of fuzzy ellipsoidal estimates. *J. Autom. Inf. Sci.* 2001. Vol. 33, No. 3. P. 52-57.
207. Lukin V., Rubel O., Kozhemiakin R., Abramov S., et al. Despeckling of Multitemporal Sentinel SAR Images and Its Impact on Agricultural Area Classification. *In Recent Advances and Applications in Remote Sensing. IntechOpen (Chapter 2)*. 2018. P. 21-40.
208. Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A. Deep learning crop classification approach based on sparse coding of time series of satellite data. *IGARSS, Valencia, Spain*. 2018. P. 4816-4819.
209. Skakun S., Kussul N., Kravchenko O., Basarab R., et al. Validation of Global EO Biophysical Products at JECAM Test Site in Ukraine. *40th CO-SPAR Scientific Assembly*. Moscow. 2014.
210. Kussul N., Skakun S., Kravchenko O., Shelestov A., et al. Application of satellite optical and SAR images for crop mapping and area estimation in Ukraine. *International Journal "Information Technologies & Knowledge"*. 2013. Vol. 7, No. 3. P. 203-210.
211. Shelestov A., Skakun S., Basarab R., Baranova T. JECAM Activities in Ukraine. *EARTH Bioresources and Life Quality*. 2013. Vol. 4. P. 1-13.
212. Shelestov A.Yu., Kravchenko A.N., Skakun S.V., Voloshin S.V., et al. Geospatial information system for agricultural monitoring. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2013. Vol. 49, No. 1. P. 124-132.
213. Lavreniuk M., Kussul N., Skakun S. Integrated Use of Multi-temporal SAR and Optical Satellite Imagery for Crop Mapping in Ukraine. *American Geophysical Union Fall Meeting (AGU 2014)*. San Francisco. 2014.
214. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Lavreniuk M. Large Scale Crop Classification in Ukraine using Multi-temporal Landsat-8 Images with Missing Data. *American Geophysical Union Fall Meeting (AGU 2014)*. San Francisco. 2014.
215. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Kravchenko O., et al. Crop classification in Ukraine using satellite optical and SAR images. *Models&Analyses*. 2013. Vol. 2, No. 2. P. 118-128.
216. Яйлимов Б. Я., Лавренюк М. С. Метод злиття геопросторових даних в задачах побудови карт сільськогосподарських посівів. Матеріали Міжнародної наукової конференції «Астрономічна школа молодих вчених. Актуальні проблеми астрономії і космонавтики». Житомир. 2015. С. 89.
217. Яйлимов Б., Лавренюк М. Методи злиття даних на основі прийняття рішень для побудови карти класифікації. Матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції «Глобальні та регіональні проблеми інформатизації в суспільстві та природокористуванні 2015». Київ: Інтерсервіс. 2015. С. 20.
218. Yu L., Wang J., Clinton N., Xin Q., et al. FROM-GC: 30 m global cropland extent derived through multisource data integration. *International Journal of Digital Earth*. 2013. Vol. 6, No. 6. P. 521-533.
219. Геопортал Геологічної служби США (United States Geological Survey). Режим доступу: <http://earthexplorer.usgs.gov>. Назва з екрану.

220. Chander G., Markham B., Helder D. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sens. Environ.* 2009. Vol. 113, No. 5. P. 893903.
221. Warmerdam F. The geospatial data abstraction library. Open Source Approaches in Spatial Data Handling. Berlin: Springer. 2008. Vol. 2. P. 87-104.
222. Gong P., Wang J., Yu L., Zhao Y., et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing.* 2013. Vol. 34, No. 7. P. 2607–2654.
223. Kussul N., Kolotii A., Shelestov A., Lavreniuk M., et al. Sentinel-2 for agriculture national demonstration in Ukraine: results and further steps. *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE*, 2017.
224. Huang X., Lu Q., Zhang L., Plaza A. New postprocessing methods for remote sensing image classification: A systematic study. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* Vol. 52, No. 11. P. 7140-7159.
225. Townsend F. E. The enhancement of computer classifications by logical smoothing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing.* 1986. Vol. 52, No. 2. P. 213-221.
226. Kim K. E. Adaptive majority filtering for contextual classification of remote sensing data. *International Journal of Remote Sensing.* 1996. Vol. 17, No. 5. P. 1083-1087.
227. Löw F., Conrad C., Michel U. Decision fusion and non-parametric classifiers for land use mapping using multi-temporal RapidEye data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* 2015. Vol. 108. P. 191-204.
228. Haralick R. M., Sternberg S. R., Zhuang X. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence.* 1987. Vol. 4. P. 532-550.
229. Kupidura P., Jakubiak M. The morphological filtering of the remote sensing images for the noise reduction comparing to traditional filters. *Roczniki Geomatyki.* 2009. Vol. 7, No. 2. P. 63-68.
230. Heijmans H.J., Ronse C. The algebraic basis of mathematical morphology I. Dilations and erosions. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing.* 1990. Vol. 50, No. 3. P. 245-295.
231. Jensen J. R., Qiu F., Patterson K. A neural network image interpretation system to extract rural and urban land use and land cover information from remote sensor data. *Geocarto International.* 2001. Vol. 16, No. 1. P. 21-30.
232. Qian Y., Zhang K., Qiu F. Spatial contextual noise removal for post classification smoothing of remotely sensed images. *Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing.* 2005. P. 524-528.
233. 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.
234. Global Land Cover 30. РЕЖИМ доступу: <http://www.globallandcover.com/>. Назва з екрану.

235. Лавренюк М. С. Метод детектування меж на карті класифікації на основі модифікованого алгоритму Собеля. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. 2017. Т. 84, № 4. С. 17-27.
236. Kanopoulos N., Vasanthavada N., Baker R. L. 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.
237. Canny J. A computational approach to edge detection. *Readings in computer vision*. Morgan Kaufmann. 1987. P. 184-203.
238. Peli T., Malah D. A study of edge detection algorithms. *Computer graphics and image processing*. 1982. Vol. 20, No. 1. P. 1-21.
239. Wu K., Otoo E., Shoshani A. Optimizing connected component labeling algorithms. *Lawrence Berkeley National Laboratory*. 2005. Vol. 5747. P. 1965-1976.
240. Chrystal G. On the problem to construct the minimum circle enclosing n given points in the plane. *Proceedings of the Edinburgh Mathematical Society*. 2009. Vol. 3. P. 30-33.
241. Rocha L., Velho L., Carvalho P. C. P. Image moments-based structuring and tracking of objects. *XV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. 2002. P. 99-105.
242. Stojmenovic M., Amiya N. Direct ellipse fitting and measuring based on shape boundaries. *Advances in Image and Video Technology*. 2007. P. 221-235.
243. Vermeer M. 2014. Statistical uncertainty and error propagation. Режим доступу: <https://users.aalto.fi/~mvermeer/uncertainty.pdf>. Назва з екрану.
244. Ramer U. An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves. *Computer graphics and image processing*. 1972. Vol. 1, No. 3. P. 244-256.
245. Douglas D. H., Peucker, T. K. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature. *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization*. 1973. Vol. 10, No. 2. P. 112-122.
246. Beucher S., Lantuejoul C. Use of watersheds in contour detection. *International Workshop on Image Processing: Real-time Edge and Motion Detection/Estimation* (1979).
247. Skakun S., Kussul N., Shelestov A. Y., Lavreniuk M., et al. 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.
248. Kussul N., Shelestov A., Skakun S., Li G., et al. Service-oriented infrastructure for flood mapping using optical and SAR satellite data. *International Journal of Digital Earth*. 2014. Vol. 7, No. 10. P. 829-845.
249. Kussul N., Kussul O., Skakun S. Probabilistic estimation of trust model and threat resistance analysis in service-oriented systems. *Int. J. on Information Models and Analyses*. 2012. No 1. P. 28-46.

250. Dikaiakos M. D., Katsaros D., Mehra P., Pallis G., et al. Cloud Computing: Distributed Internet Computing for IT and Scientific Research. *Internet Computing*. 2009. Vol. 13, No. 5. P. 10-13.
251. Елманова Е. Коротко о вычислениях в «облаке». *КомпьютерПресс*. 2010. №3. С. 102-104.
252. Черняк Л. SaaS конец начала. Открытые системы. Режим доступа: <http://www.osp.ru/os/2007/10/4706040/>. Назва з екрану.
253. Kussul N., Shelestov A., Skakun S., Kravchenko O., et al. The data fusion grid infrastructure: Project objectives and achievements. *Computing and Informatics*. 2010. Vol. 29, No. 2. P. 319-334.
254. Papazoglou M.P., Traverso P., Dustdar S., Leymann F., et al. Service-Oriented Computing: State of the Art and Research Challenges. *IEEE Computer*. 2007. Vol. 40, No. 11. P. 38-45.
255. Alonso G. *Web Services: Concepts, Architectures and Applications*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag. 2004. 359 p.
256. Larman C. Applying UML and patterns: an introduction to object oriented analysis and design and interative development. *Pearson Education India*. 2012.
257. Jagannadham D., Ramachandran V., Kumar H., Harish N. Java2 distributed application development (socket, rmi, servlet, corba) approaches, xml-rpc and web services functional analysis and performance comparison. *In International Symposium on Communications and Information Technologies*. 2007. Australi: Sydney. P. 1337-1342.
258. Dong J., Paul R. A., Zhang L. J. High-Assurance Service-Oriented Architectures. *IEEE Computer*. 2008. Vol. 41, No. 8. P. 27-28.
259. Павлов А.А., Теленик С.Ф. Информационные технологии и алгоритмизация в управлении. Киев: Техника. 2002. С. 344 с.
260. Lecca G., Petitdidier M., Hluchy L., Ivanovic M., et al. Grid computing technology for hydrological applications. *Journal of Hydrology*. 2011. Vol. 403, No. 1-2. P. 186-199.
261. Куссуль Н.Н., Шелестов А.Ю. Grid-системы для задач исследования Земли. Архитектура, модели и технологии. Киев: Наукова думка, 2008. 452 с.
262. Згуровський М.З., Панкратова Н.Д. Системний аналіз: проблеми, методологія, застосування. Київ: Наук. Думка, 2005. 744 с.
263. Мордвинов В. И. Численные методы анализа и прогноза погоды : учеб. пособие. Москва: Изд-во Иркут. гос. ун-та, 2008. 143 с.
264. Шелестов А.Ю., Куссуль О.М., Яйлимов Б.Я. Структурно-функциональный анализ сервис-ориентированных систем. Збірка наукових праць. Київ: Міжнар. наук. центр інформ. технологій та систем НАН та МОН України. 2012. № 4. С. 224-238.
265. Kussul O., Kussul N., Skakun S. Assessing security threat scenarios for utility-based reputation model in Grid. *Computers & Security*. 2013. Vol. 34. P. 1-15.
266. Shelestov A., Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A., et al. 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, No. 17. P.1-10.
267. Yang C., Yu M., Hu F., Jiang Y., et al. Utilizing cloud computing to address big geospatial data challenges. *Computers, Environment and Urban Systems*. 2017. Vol. 61. P. 120-128.
268. Hansen M.C., Potapov P.V., Moore R., Hancher M., et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*. 2013. Vol. 342, No. 6160. P. 850-853.
269. Xiong J., Thenkabail P. S., Gumma M. K., Teluguntla P., et al. Automated cropland mapping of continental Africa using Google Earth Engine cloud computing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2017. Vol. 126. P. 225-244.
270. Midekisa A., Holl F., Savory D.J., Andrade-Pacheco R., et al. Mapping land cover change over continental Africa using Landsat and Google Earth Engine cloud computing. *PloS one*. 2017. Vol. 12, No. 9. P. 1-15.
271. Azzari G., Lobell, D.B. Landsat-based classification in the cloud: An opportunity for a paradigm shift in land cover monitoring. *Remote Sensing of Environment*. 2017. Vol. 202. P. 64-74.
272. Chen B., Xiao X., Li X., Pan L. et al. A mangrove forest map of China in 2015: Analysis of time series Landsat 7/8 and Sentinel-1A imagery in Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2017. Vol. 131. P. 104-120.
273. Kussul N.N., Sokolov B.V., Zyelyk Ya.I., Skakun S.V., et al. Disaster risk assessment based on heterogeneous geospatial information. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2010. Vol. 42, No. 12. P. 32-45.
274. Kravchenko A., Kussul N., Lupian E., Savorsky V. Water resource quality monitoring using heterogeneous data and high-performance computations. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2008. Vol. 44, No. 4. P. 616-624.
275. Kussul N., Shelestov A., Skakun S., Kravchenko O. High-performance intelligent computations for environmental and disaster monitoring. *Int. J. Information Technologies & Knowledge*. 2009. Vol. 3. P. 135-156.
276. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Technologies for Satellite Data Processing and Management Within International Disaster Monitoring Projects. *In Grid and Cloud Database Management Grid Fiore, S.; Aloisio, G. (Eds.)*. 2011, Springer. P. 279-305.
277. Ji L., Peters A. J. Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices. *Remote Sensing of Environment*. 2003. Vol. 87, No. 1. P. 85-98.
278. Getachew B., Shawndra H., Tsegaye T., Atnafu S. Using Satellite Images for Drought Monitoring: A Knowledge Discovery Approach. *Journal of Strategic Innovation and Sustainability*. 2011. Vol. 7. P. 135-153.
279. Zhang X., Goldberg M., Tarpley D., Friedl M., et al. Drought-induced vegetation stress in southwestern North America. *Environmental Research*. 2010. Vol. 5, No. 2. P. 511-538.

280. Щербенко Е.В. Мониторинг засухи по данным космических съемок. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. М: ООО «Азбука». 2007. Т.2. С. 395-407.
281. Bayarjargal Y., Karnieli A., Bayasgalan M., Khudulmur S., et al. A comparative study of NOAA-AVHRR derived drought indices using change vector analysis. *Remote Sens. Environ.* 2006. Vol. 105. P. 9-22.
282. Kussul N., Skakun S., Shelestov A., Kravchenko O. Crop area estimation in Ukraine using satellite data within the MARS project 2012. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. 2012. P. 3756-3759.
283. Mitchell H. B. Multi-sensor Data Fusion. *Springer-Verlag, Berlin*. 2007. 277 p.
284. Kussul N., Shelestov A., Skakun S., Kravchenko O., et al. Crop state and area estimation in Ukraine based on remote and in-situ observations. *Int. J. on Information Models and Analyses*. 2012. Vol. 1, No. 3. P. 251-259.
285. Kussul N., Shelestov A., Skakun S. Flood Monitoring from SAR Data. *NATO Science for Peace and Security Series C: Environmental Security*. 2011. P. 19–29.
286. Галлего Х., Кравченко А., Кукуль Н., Скакун С., и др. Анализ эффективности различных подходов для классификации посевов на основе спутниковой и наземной информации. Проблемы управления и информатики. 2012. № 3. С. 123-134.
287. Memarsadeghi N., Netan-yahu N., LeMoigne J. Fast Implementation of the ISODATA Clustering Algorithm. *International Journal of Computational Geometry and Applications*. 2007. Vol. 17. P. 71-103.
288. Плещиков В.Г., Довлетярова Э.А., Ильясова Н.И. Методы управления сельскохозяйственными рисками: учебно-методическое пособие. Гос. образоват. учреждение высш. проф. образования "Рос. ун-т дружбы народов". Москва: Изд-во Российского ун-та дружбы народов, 2006. С. 70.
289. Настанова гідрометеорологічним станціям і постам. Вип. 11. Агрометеорологічні спостереження. К.: Державна гідрометеорологічна служба України. 2007. 303 с.
290. Tommi J. Course materials for 6.867 Machine Learning, Fall 2006. MIT OpenCourseWare (<http://ocw.mit.edu/>), Massachusetts Institute of Technology. 2006.
291. Центр «АГРО ПЕРСПЕКТИВА». Інформаційно-аналітичний центр по вопросам аграрного и химического бизнесов. 2012. [Електрон. ресурс]. Средние закупочные цены по Украине на зерновые. Режим доступа: <http://www.agroperspectiva.com/ru/price/?d=20-08-2012>. Назва з екрану.
292. Главное управление статистики в Автономной Республике Крым. Режим доступа: <http://www.sf.ukrstat.gov.ua/2013Zexp45.pdf>. Назва з екрану.

ЗМІСТ

ПЕРЕДМОВА	3
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ОБЛАСТІ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	5
1.1. КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ	5
1.2. СТАН МОНІТОРИНГУ ФАКТИЧНОГО ВИКОРИСТАННЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ В ПРОВІДНИХ КРАЇНАХ СВІТУ	13
1.3. СУПУТНИКОВІ ДАНІ	23
1.4. НАЗЕМНІ ДАНІ	25
1.4.1. МЕРЕЖІ НАКОПИЧЕННЯ НАЗЕМНИХ ВИМІРІВ	25
1.4.2. НАЗЕМНІ ДАНІ ДЛЯ ЗАДАЧ НАЛАШТУВАННЯ МОДЕ- ЛЕЙ/ВАЛІДАЦІЇ РЕЗУЛЬТАТІВ	26
1.4.3. ПОКРАЩЕННЯ ТЕСТОВОЇ ТА НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРОК В ПРОЦЕСІ ПОБУДОВИ КАРТИ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	29
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОЇ ПОВЕРХНІ	31
2.1. АВТОМАТИЗОВАНІ МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	31
2.1.1. ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА	34
2.1.2. ЛОГІСТИЧНА РЕГРЕСІЯ	37
2.1.3. МЕТОД ОПОРНИХ ВЕКТОРІВ	37
2.1.4. RANDOM FOREST	39
2.2. ВИБІР МЕТОДУ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ ПОБУДОВИ КАРТИ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	40
2.3. ПОНЯТТЯ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ТА АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ЙОГО РЕАЛІЗАЦІЇ	46
2.3.1. ЗГОРТКОВА НЕЙРОННА МЕРЕЖА	49
2.3.2. ОСОБЛИВОСТІ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ	50
2.4. ДЕЯКІ ПРАКТИЧНІ АСПЕКТИ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ ЗА СУПУТНИКОВИМИ ДАНИМИ	51
2.4.1. ТРАДИЦІЙНИЙ ПРОЦЕС КЛАСИФІКАЦІЇ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ	52
2.4.2. КЛАСИФІКАЦІЯ НА ОСНОВІ РАДАРНИХ ДАНИХ	52
2.4.3. МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ ВЕЛИКОГО ОБ'ЄМУ	54
2.4.4. ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ ДЛЯ ВЕЛИКИХ ТЕРИТОРІЙ ЗА СУПУТНИКОВИМИ ДАНИМИ	56
2.5. ОЦІНКИ ТОЧНОСТІ РЕЗУЛЬТАТІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ТА ФІЛЬТРАЦІЇ КАРТ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	57

РОЗДІЛ 3. СТРУКТУРНА І ПАРАМЕТРИЧНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ КЛАСИФІКАЦІЇ	61
3.1. АНСАМБЛЬ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	61
3.2. СТРУКТУРНА ТА ПАРАМЕТРИЧНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ	64
3.3. ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	69
РОЗДІЛ 4. МЕТОДИ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ НА ОСНОВІ ЗЛИТТЯ ДАНИХ	74
4.1. ОСНОВНЕ ПРИЗНАЧЕННЯ МЕТОДІВ ЗЛИТТЯ ДАНИХ.....	74
4.2. ПОБУДОВА КАРТ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ ДЛЯ ВЕЛИКИХ ТЕРИТОРІЙ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ ЗЛИТТЯ ДАНИХ....	80
4.3. ЗАГАЛЬНА СХЕМА КЛАСИФІКАЦІЇ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ ДЛЯ ВЕЛИКИХ ТЕРИТОРІЙ НА ОСНОВІ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ....	81
4.4. ЗЛИТТЯ ДАНИХ НА РІВНІ ПІКСЕЛІВ НА ЕТАПІ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ.....	83
4.5. АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ	87
4.6. АНСАМБЛЕВИЙ МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ.....	90
4.7. ПОРІВНЯННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТА АНСАМБЛЮ	91
4.8. ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ.....	96
4.9. ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗЛИТТЯ ОПТИЧНИХ ТА РАДАРНИХ ДАНИХ.....	101
4.10. ЗЛИТТЯ ДАНИХ НА РІВНІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ	107
4.11. МЕТОД ЗЛИТТЯ ДАНИХ ІЗ РІЗНИМ ПРОСТОРОВИМ РОЗРІЗНЕННЯМ	109
4.12. МЕТОДИ ПОКРАЩЕННЯ КАРТИ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ НА ОСНОВІ ЗЛИТТЯ ГЕОПРОСТОРОВИХ ДАНИХ	111
4.13. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ЗЛИТТЯ РЕЗУЛЬТАТІВ КЛАСИФІКАЦІЇ НА РІВНІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	113
4.14. ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ ПОКРАЩЕННЯ КАРТ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ ЗЛИТТЯ ВЕКТОРНИХ ТА РАСТРОВИХ ДАНИХ НА РІВНІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ.....	121
РОЗДІЛ 5. ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ДАНИХ НА ОСНОВІ РОЗРІДЖЕНОГО КОДУВАННЯ	126
5.1. ПІДХІД ДО КОДУВАННЯ ВХІДНИХ ДАНИХ	126
5.2. НАВЧАННЯ БЕЗ УЧИТЕЛЯ НА ОСНОВІ АВТОКОДУВАЛЬНИКА	127
5.3. ДОНАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ НА ОСНОВІ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ	129
5.4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗРОБЛЕНОГО МЕТОДУ	130
РОЗДІЛ 6. ПОСТОБРОБКА РЕЗУЛЬТАТІВ КЛАСИФІКАЦІЇ.....	137
6.1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПОСТОБРОБКИ КАРТ КЛАСИФІКАЦІЙ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	137
6.2. АЛГОРИТМ ФІЛЬТРАЦІЇ КАРТ КЛАСИФІКАЦІЇ	139
6.3. ДЕТЕКТУВАННЯ МЕЖ НА ОСНОВІ МОДИФІКОВАНОГО АЛГОРИТМУ СОБЕЛЯ	141

6.4. ПОРОГОВА ФІЛЬТРАЦІЯ МАЛИХ ОБ'ЄКТІВ З УРАХУВАННЯМ СПЕЦИФІКИ КОЖНОГО КЛАСУ	145
6.5. ОБ'ЄКТНА ФІЛЬТРАЦІЯ КЛАСУ <i>E</i> НА ОСНОВІ ЕЛІПСОЇДАЛЬНОЇ АПРОКСИМАЦІЇ	145
6.6. ОБ'ЄКТНА ФІЛЬТРАЦІЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ОПИСАНИХ ПРЯМОКУТНИКІВ	148
6.7. СУБОБ'ЄКТНА ФІЛЬТРАЦІЯ НА ОСНОВІ МОРФОЛОГІЧНИХ ОПЕРАЦІЙ ТА СЕГМЕНТАЦІЇ	150
6.8. ФІЛЬТРАЦІЯ КАРТИ КЛАСИФІКАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕЖ ПОЛІВ	152
6.9. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗРОБЛЕНОГО МЕТОДУ ПОСТОБРОБКИ БЕЗ ВИКОРИСТАННЯ ІСНУЮЧИХ МЕЖ ПОЛІВ	154
6.10. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗРОБЛЕНОГО МЕТОДУ ПОСТОБРОБКИ З ВИКОРИСТАННЯМ ІСНУЮЧИХ МЕЖ ПОЛІВ	158
РОЗДІЛ 7. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ ВЕЛИКИХ ТЕРИТОРІЙ	161
7.1. ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	161
7.2. СТРУКТУРНА МОДЕЛЬ СЕРВІС-ОРІЄНТОВАНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	166
7.2.1. СТРУКТУРНО-ФУНКЦІОНАЛЬНИЙ АНАЛІЗ СЕРВІС-ОРІЄНТОВАНОЇ СИСТЕМИ З УРАХУВАННЯМ ТИПІВ ВИРІШУВАНИХ ЗАВДАНЬ	167
7.3. ВІЗУАЛІЗАЦІЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	171
7.4. ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ОБЧИСЛЕНЬ	173
7.5. ПРОБЛЕМА «ВЕЛИКИХ» ДАНИХ І ХМАРНІ ПЛАТФОРМИ	174
7.5.1. СИСТЕМА SEN2AGRI	176
7.5.2. ХМАРНА ПЛАТФОРМА GEE	180
7.6. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ РЕАЛІЗОВАНИХ В GEE КЛАСИФІКАТОРІВ	180
РОЗДІЛ 8. ПРАКТИЧНІ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ КАРТОГРАФУВАННЯ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	184
8.1. ПОБУДОВА РЕТРОСПЕКТИВНИХ КАРТ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	184
8.2. ПОБУДОВА КАРТ ЗМІН	186
8.2.1. КАРТИ ЗМІН ЗЕМНОГО ПОКРИВУ	186
8.3. ПОРУШЕННЯ СІВОЗМІН	191
8.4. АНАЛІЗ ЗБИТКІВ ВІД ПОСУХ	192
8.5. КЛАСИФІКАЦІЯ ОЗИМИХ КУЛЬТУР НА ПОЧАТКУ СЕЗОНУ	198
8.6. КЛАСИФІКАЦІЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР В КІНЦІ СЕЗОНУ	200
8.7. КАРТА ПРОДУКТИВНОСТІ ЗЕМЕЛЬ	203
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	205

Наукове видання

ШЕЛЕСТОВ Андрій Юрійович
ЛАВРЕНЮК Микола Сергійович
ЯЙЛИМОВ Богдан Ялкапович
ТКАЧЕНКО Олексій Миколайович

МЕТОДИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ГЕОПРОСТОРОВОГО АНАЛІЗУ ТА ЗАДАЧ СПОСТЕРЕЖЕННЯ ЗЕМЛІ

Київ, Науково-виробниче підприємство
«Видавництво “Наукова думка” НАН України», 2019

Художній редактор *І.Р. Гутман*
Технічний редактор *М.П. Федоренко*

Підп. до друку 24.04.2019. Формат 60 × 84/16. Папір офс. № 1.
Гарн. Таймс. Друк. офс. Ум. друк. арк. 14,25.
Обл.-вид. арк. 14,65. Тираж 300 прим. Зам. № 53-20

НВП «Видавництво “Наукова думка” НАН України»
Свідоцтво про внесення суб'єкта видавничої справи
до Державного реєстру ДК № 2440 від 15.03.2006 р.
01601 Київ 1, вул. Терещенківська, 3