



УДК 004.9

## THE USE OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR THE RECOGNITION OF BURNED FIELDS ON SATELLITE PHOTOS IN THE TERRITORY OF UKRAINE

### ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗГОРІЛИХ ПОЛІВ НА СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКАХ НА ТЕРИТОРІЇ УКРАЇНИ

**Bushyn I. M. / Бушин І. М.***Ph.D. in Physics and Mathematics, Associate Professor**кандидат фізико-математичних наук, доцент**ORCID: 0000-0002-2783-7551***Chernenko R. V. / Черненко Р. В.***ORCID: 0009-0002-4597-7141**Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy,**Cherkasy, Shevchenko Blvd., 81, 18031**Черкаський національний університет ім. Б. Хмельницького,**м. Черкаси, бульв. Шевченка, 81, 18031*

**Анотація.** В статті описано актуальність визначення згорілих полів на супутникових знімках. Проведено огляд існуючих рішень. Описано підхід для розпізнавання згорілих полів з використанням згорткової нейронної мережі U-net з використанням супутникових зображень Sentinel-2. Також описана методика збору та розмітки вхідних даних. Проведено аналіз отриманих результатів експериментальних досліджень. Показано, що використання додаткових каналів зображення супутникових зображень Sentinel-2 з інфрачервоного діапазону покращує якість розпізнавання згорілих полів.

**Ключові слова:** згорткові нейронні мережі, U-net, моделі машинного навчання, сегментація зображень, супутникові знімки, Sentinel-2, згорілі поля, Україна

#### Вступ

В Україні кожного року трапляється близько 20 тисяч пожеж на землях сільськогосподарського призначення. Якщо порівнювати статистичні дані з сусідніми країнами, то Україна є лідером за кількістю пожеж. В Румунії кількість осередків пожеж у 4 разів менше, у Польщі - у 30 разів. Пожежі на сільськогосподарських полях призводять до знищення екосистеми, зменшення родючості ґрунтів та викидів в атмосферу пилу та інших парникових газів, особливо вуглекислого газу. [1]

З початком війни в 2022 році було зафіксовано пожеж на площі понад 1.5 млн. гектарів. При цьому більше третини пожеж траплялися на землях сільськогосподарського призначення. Половина всіх пожеж відбувалася на території бойових дій. [2]

На даний момент в Україні немає рішення для розпізнавання пожеж на сільськогосподарських полях. При цьому здійснювати оцінку наслідків пожеж на тимчасово окупованих територіях практично неможливо.

#### Огляд існуючих методів розпізнавання згорілих полів

Розробка рішень для картографії пожеж з використанням супутникових знімків розпочалася з 1970-х років. Останнім часом для вирішення цієї задачі набули популярності алгоритми машинного навчання (SVM, Random Forest, DNN та інші). [3]



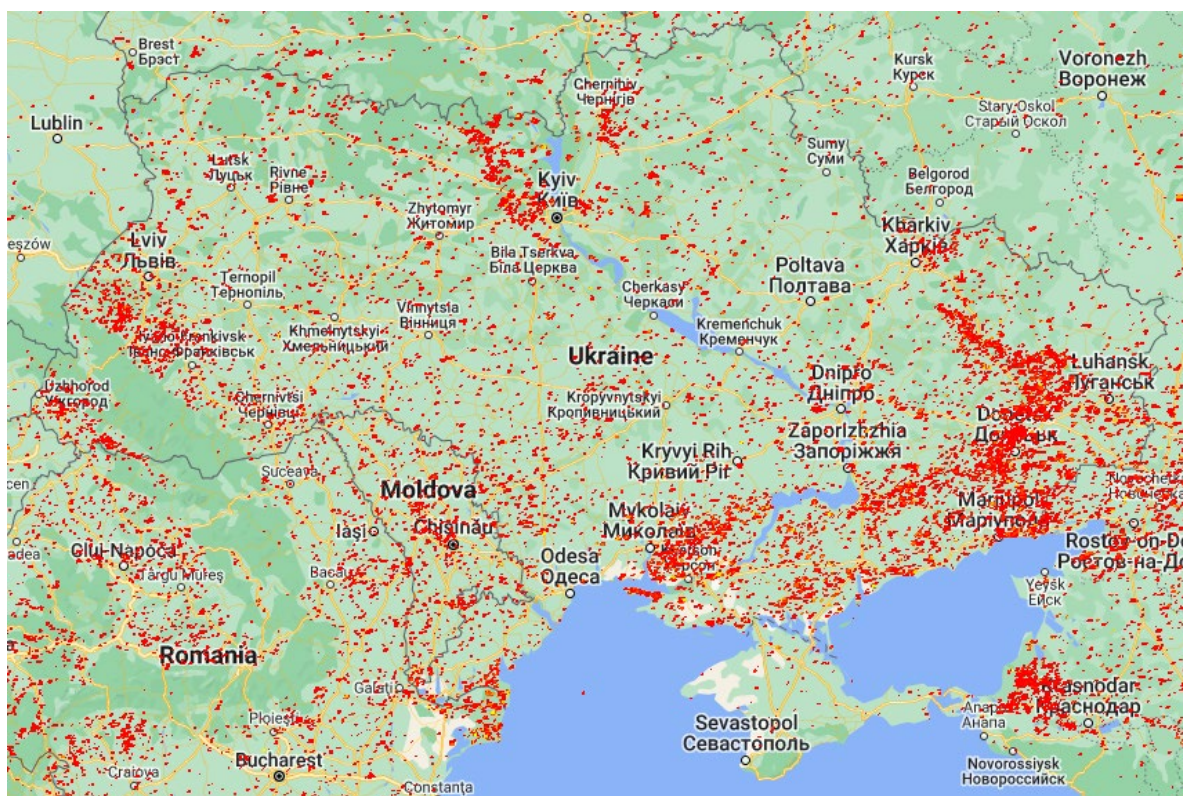
Виділяють два основних підходи для визначення пожеж на супутникових знімках. Це розпізнавання активних пожеж та розпізнавання наслідків пожеж. Для першого підходи обов’язковою умовою для визначення пожежі є проліт супутника в момент горіння. Другий підхід, як правило, є більш стійким в часі. [4]

Існуючі рішення для розпізнавання пожеж також можна розділити на глобальні (працюють на більшості території Землі), та локальні (використовують для певної країни чи регіону). До глобальних рішень, які також покривають територію України можна віднести такі: Collection 6 MODIS Burned Area Product (MCD64A), Fire Information for Resource Management System (FIRMS), European Forest Fire Information System (EFFIS). В таблиці 1 наведено короткі характеристики даних рішень. [5, 6, 7]

**Таблиця 1 - Короткі характеристики існуючих рішень для розпізнавання пожеж**

Назва	Супутник	Рік запуску	Часове розширення	Просторове розширення, м/піксель
Collection 6 MODIS Burned Area Product	MODIS Terra/Aqua	2000	1 місяць	500
Fire Information for Resource Management System	MODIS Terra/Aqua, Suomi NPP, NOAA-20	2000	1 день	375/1000
European Forest Fire Information System (EFFIS)	MODIS Terra/Aqua, VIIRS, Sentinel 2	2000	2-3 днів	250/20

Джерело: [5, 6, 7]



**Рисунок 1 - Карта пожеж на території України за 2022 рік за даними NASA FIRMS**

Джерело: [6]



Для прикладу, на рисунку 1 наведено карту з даними про пожежі за 2022 рік на території України за даними NASA FIRMS.

Існуючі глобальні рішення часто занижують площі пожеж на полях. Невеликі за площею пожежі, які трапляються на полях, часто пропускаються такими системами через їх низьку роздільну здатність. Використовуючи супутникові знімки з високою просторовою та часовою роздільністю (наприклад Sentinel 2) можна досягти значно кращих результатів. [8]

Більшість згаданих глобальних рішень не має розділення пожеж на лісові та польові. Лише в рішенні “European Forest Fire Information System” існує така можливість. [7]

### Опис вхідних даних

У якості вхідних даних для розпізнавання згорілих полів на супутникових знімках використовуються знімки з супутників Sentinel-2. Дані знімки мають найвище просторове та часове розширення з наявних відкритих джерел даних. На рисунку 2 наведені спектральні характеристики знімків супутника Sentinel 2. Кожне отримане зображення містить в собі 13 каналів з різними спектральними характеристиками та з різним просторовим розширенням. Канали 2, 3, 4 (RGB) та 8 (near infrared) мають розширення 10м/піксель. Канали 5, 6, 7, 8а, 11 та 12 мають розширення 20 м/піксель. Всі інші канали мають розширення 60 м/піксель.

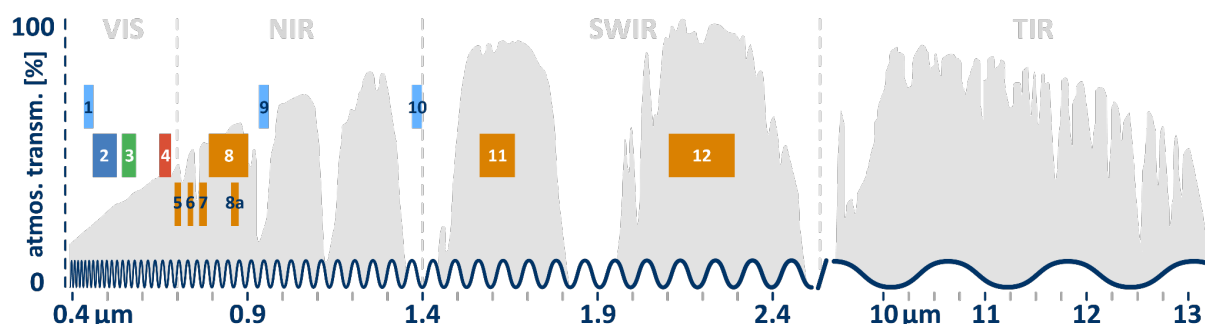


Рисунок 2 - Спектральні характеристики зображень супутника Sentinel-2

Джерело: [9]

Дані супутникові знімки можливо отримати з різним рівнем обробки. Рекомендовано використовувати рівень Level-2A, який вже містить в собі виконану корекцію атмосферного впливу, рельєфу та хмарності. Також даний рівень обробки надає додаткову інформацію про маску хмарності. [9]

Авторами не було знайдено доступного набору зображень з наслідками пожеж на території України, який можливо було використати в якості тренувальної вибірки. У статті [1] можна знайти приклади зображень з активним процесом горіння на полях. На рисунку 3 наведено приклади таких зображень.

При цьому значно частіше на супутникових знімках можна побачити зображення наслідків пожеж. Приклади таких зображень наведено на рис. 4.

Наведені приклади зображень з наслідками пожеж показують, що можливо провести розмітку тренувальної вибірки вручну за допомогою візуальної



інтерпретації. При проведенні розмітки варто включати як і приклади зображень з позитивними класами (згорівші поля), так і з негативними класами (звичайні поля). Також при розмітці поля важливо вказувати дату отриманого зображення.



**Рисунок 3 - Приклади зображень пожеж на супутникових знімках Sentinel-2 в видимому діапазоні (жовтень 2021 р. Кіровоградська та Херсонська обл.)**

*Джерело: [1]*



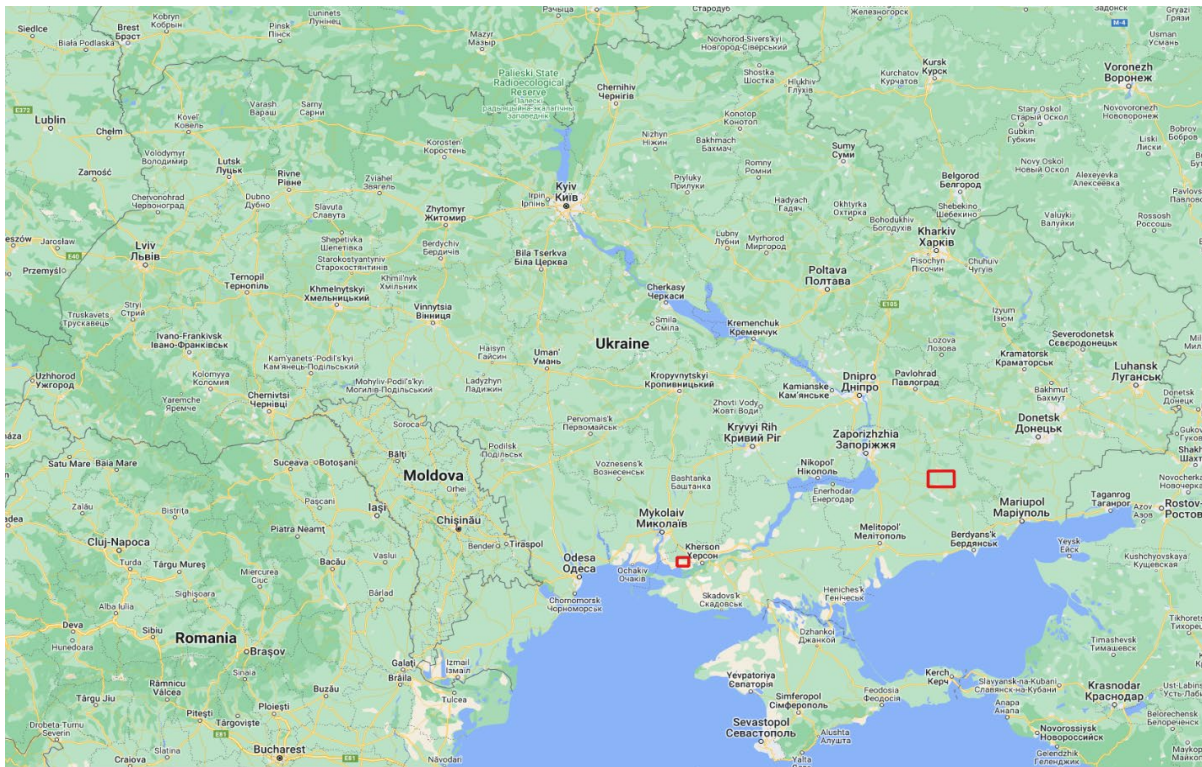
**Рисунок 4 - Приклади зображень згорівших полів на Sentinel-2 в видимому діапазоні (Липень 2022 р. Херсонська обл.)**

*Авторська розробка*

Для проведення розмітки тренувальної вибірки були використані знімки Sentinel 2 L2A за літній період 2022 року в Херсонській та Запорізькій областях. На рис. 5 позначено розташування регіонів з тренувальної вибірки на карті.

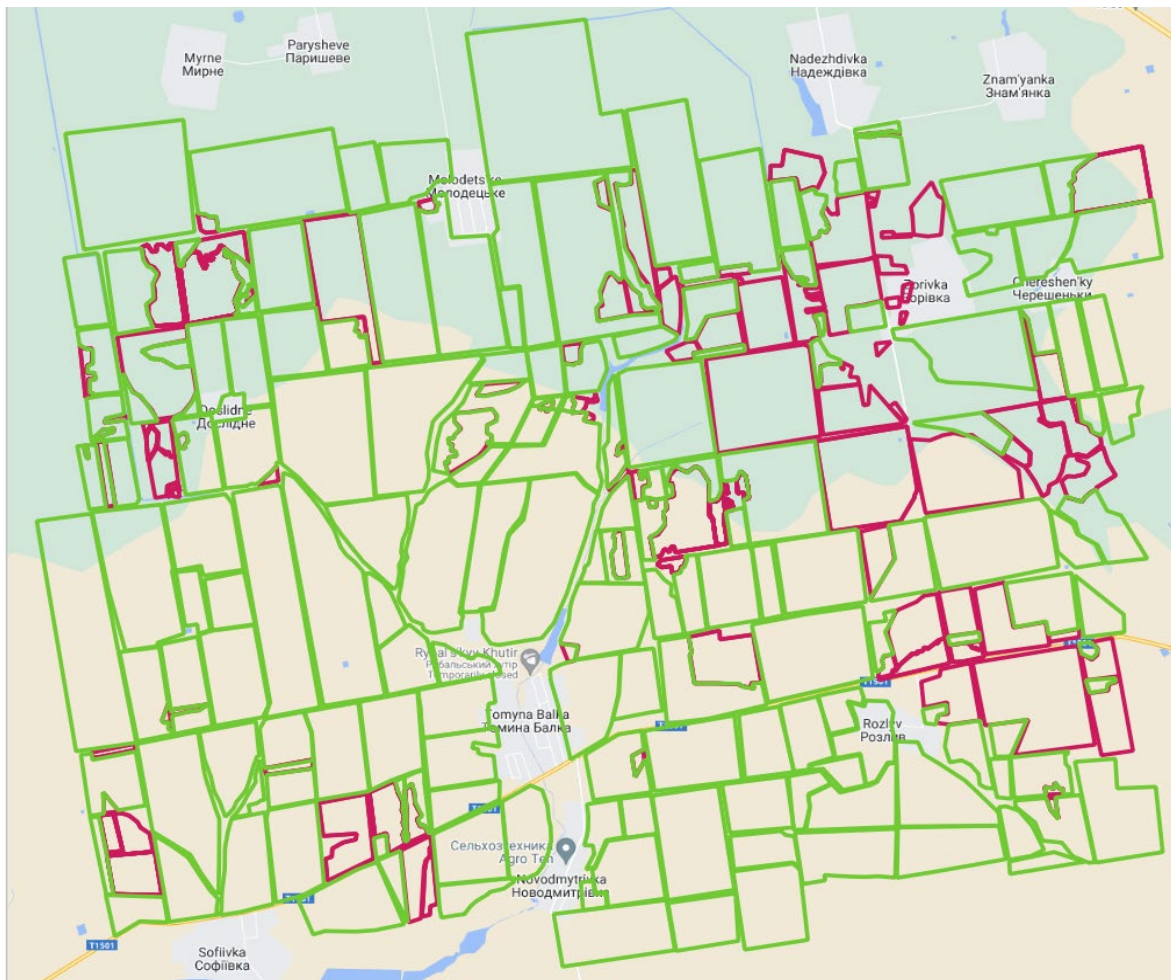
Всього було відібрано 7 знімків для Херсонської області та 9 знімків для Запорізької області. На отриманих знімках була проведена розмітка цілих та згорілих полів на території з сумарною площею 730 км<sup>2</sup>. Розмітка була проведена методом візуальної інтерпретації, з використанням вільного програмного забезпечення QGIS.

У результаті розмітки було отримано 7333 полігонів з контурами полів, з них 1771 - які містять згорівші поля. На рис. 6 наведено фрагмент отриманої розмітки.



**Рисунок 5 - Розташування регіонів для підготовки тренувального набору даних**

*Авторська розробка*

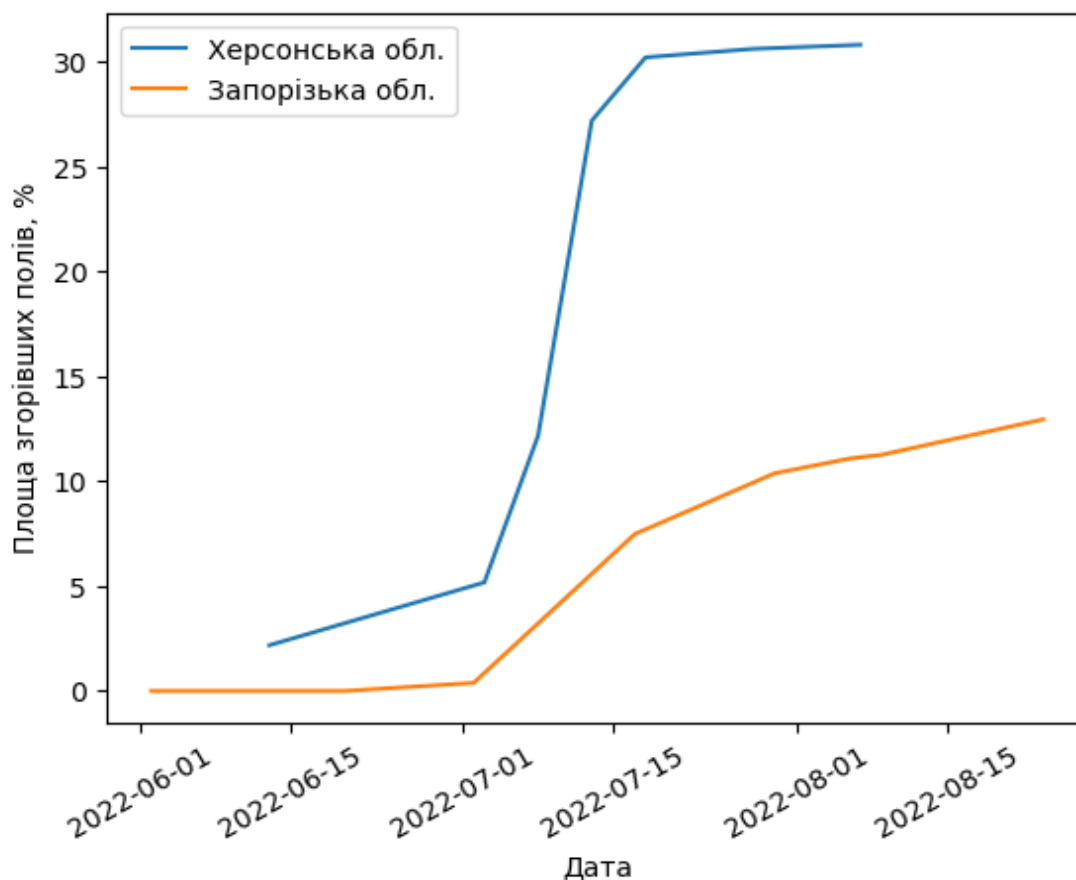


**Рисунок 6 - Приклад розмітки згорівших полів (неподалік м. Херсон, 07.08.2022)**

*Авторська розробка*



Отримана розмітка вхідних даних містить дисбаланс класів ціле/згорівше поле. Кількість згорілих полів зростає з часом. На рис. 7 наведений графік залежності площі згорілих полів від часу для кожної області окремо.



**Рисунок 7 - Площі згорівших полів в залежності від часу спостереження для різних регіонів**

*Авторська розробка*

Під час розмітки вхідних даних було відмічено, що зображення згорілих полів з часом стають менш чіткими і зливаються з сусідніми полями. На рис. 8 наведені приклади зображення одного і того самого поля, які були отримані 13 червня, 3 липня та 7 листопада 2022 року. На цих зображеннях видно, що поле, на якому пожежа була недавно є значно темнішим в порівнянні з сусідніми полями і має чіткі межі. Приблизно через 1 місяць вже дуже складно відрізнити згорівше поле від звичайного.



**Рисунок 8 - Приклад зміни зображення згорілого поля з часом (червень-серпень 2022 року)**

*Авторська розробка*



## Опис алгоритму розпізнавання згорілих полів

Задачу розпізнавання згорілих полів на супутникових знімках є задачею семантичної сегментації з області комп'ютерного зору. Семантична сегментація передбачає, що кожному пікселю зображення буде призначено один з класів. У даному випадку можливе використання наступних класів - згоріле поле, звичайне поле, невідома інформація. Останнім часом для вирішення задачі сегментації набули популярності методи з використанням згорткових нейронних мереж, які складаються з двох блоків - енкодера та декодера.

Одна з таких моделей - це згорткова нейронна мережа U-net, яка початково розроблялась для сегментації біомедичних зображень, але показала ефективність в різних сферах, в тому числі і для сегментації супутникових знімків.

Оригінальна архітектура передбачає одноканальний вхід, який призначений для використання з зображеннями в відтінках сірого. [10] Для роботи з супутниковими зображеннями вхід буде змінений на багатоканальний і його розмірність буде залежати від кількості використаних каналів зображення.

Для розширення набору вхідних даних для навчанням буде використовуватись підхід під назвою аугментація. Аугментація полягає в штучній модифікації вхідних зображень під час навчання моделі. В даному випадку будуть використовуватися випадковий зсув зображення, поворот зображення на випадковий кут, зміна масштабу зображення та ін.

Для більш стабільної оцінки якості роботи алгоритму використовується метод крос-валідації на  $k$  блоках (англ.  $k$ -fold cross validation). При використанні такого методу навчальну вибірку випадково розбивають на  $k$  підвбірок однакового розміру, в даному випадку - за просторовим розташуванням. Потім одна з вибірок використовується як валідаційна вибірка для оцінки роботи моделі, а об'єднання інших  $k-1$  вибірок являє собою новий тренувальний датасет. Процес повторюється  $k$  разів, і при цьому кожна з  $k$  вибірок буде використана в якості валідаційної. Усереднення валідаційних метрик на всіх  $k$  розбиттях буде фінальною оцінкою якості роботи алгоритму. [11]

В якості метрики для оцінки роботи алгоритму використовується метрика F1-score, яка часто використовується для оцінки класифікації чи сегментації в випадку значного дисбалансу класів. Формула даної метрики:

$$F1 = \frac{TP}{TP+0.5(FP+FN)}, \quad (1)$$

де TP - це кількість правильно класифікованих пікселів, FP - кількість помилково розпізнаних пікселів згорівших полів, FN - кількість пікселів згорівших полів, які були помилково розпізнані як не згорівші. Дана метрика може мати значення в діапазоні  $[0, 1]$ , де 0 відповідає випадку, коли жоден піксель зі згорівшими полями не було розпізнано, а 1 - коли всі пікселі згорівших полів та не згорівших полів були розпізнані вірно. Для прикладу, така ж сама метрика використовується в роботі [8]



## Результати експериментальних досліджень

Для перевірки впливу кількості вхідних каналів зображення на якість розпізнавання згорілих полів було проведено навчання моделей з наступними комбінаціями каналів супутникового знімку Sentinel-2:

1. 3 канали видимого діапазону (RGB).
2. Комбінація RGB та каналу ближнього інфрачервоного - всього 4 канали
3. Комбінація всіх наявних каналів Sentinel 2 в розширенні 10 м/піксель та 20 м/піксель - всього 10 каналів.
4. Комбінація всіх наявних каналів Sentinel 2 в розширенні 10 м/піксель, 20 м/піксель та 60 м/піксель - всього 13 каналів.

Як вже було відмічено вище, з часом зображення згорілих полів на супутникових знімках ставали менш помітними. Для того, щоб перевірити, чи впливає пройдений час від першого отриманого зображення зі згорівшим полем, було проведено додаткове навчання моделей з різними часовими проміжками від першого спостереження пожежі (1, 7, 14, 30 та 90 днів). Наприклад, при навчанні моделі з використанням проміжку 14 днів, всі зображення згорівших полів, які були отримані пізніше, ніж 14 днів від факту першого спостереження, були видалені з тренувального набору даних для даного експерименту.

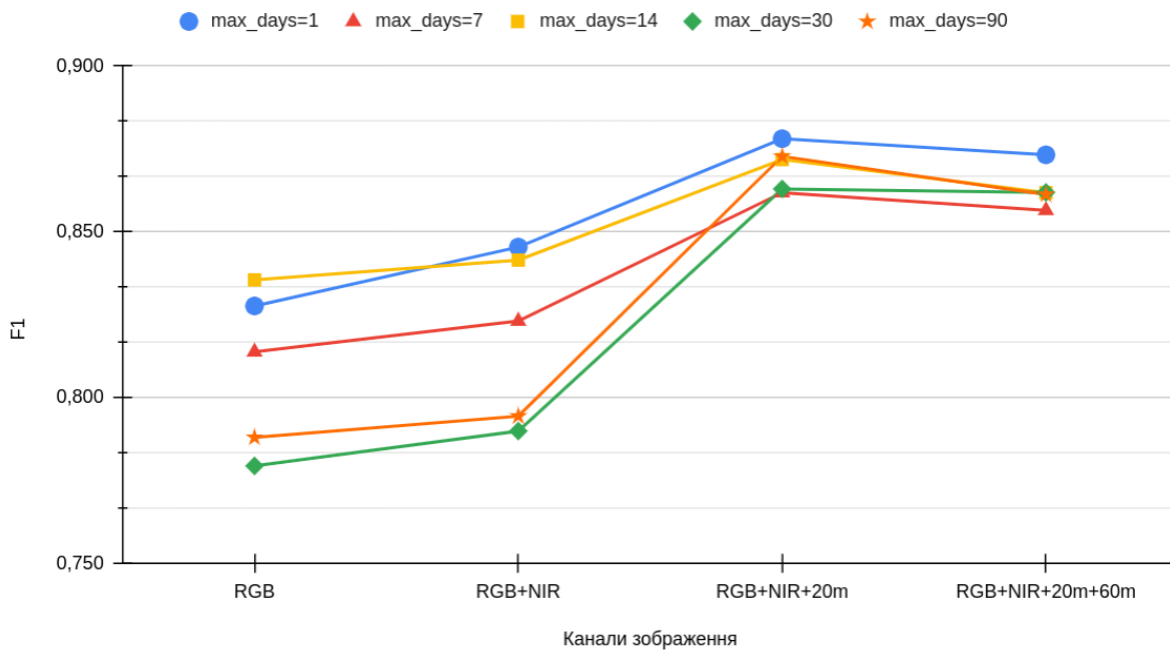
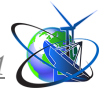
Маючи 4 можливих комбінації вхідних даних, 5 різних часових проміжків та використання розбиття вхідних даних на 3 частини при кросс-валідації, всього було отримано 60 різних моделей, які включають всі перелічені комбінації факторів.

Всі інші гіперпараметри моделей, такі як функція втрат, розмір вхідного зображення, розмір батчу та інші були зафіксовані для всіх експериментів.

На рисунку 9 наведені графіки залежності результатів моделей на валідаційній вибірці в залежності від кількості використаних каналів вхідного зображення. Можна відзначити, що використання лише 3 каналів видимого діапазону (RGB по осі x) дає в середньому найнижчий результат. Додавання каналу близького інфрачервоного каналу трохи покращує результат (RGB+NIR по осі x). Найкращий результат отримується при використанні комбінації всіх доступних каналів з просторовим розширенням 10 м/піксель і 20 м/піксель (RGB+NIR+20m по осі x). А додавання додаткової інформації з каналів в розширенні 60 м/піксель навіть погіршує результат (RGB+NIR+20m по осі x).

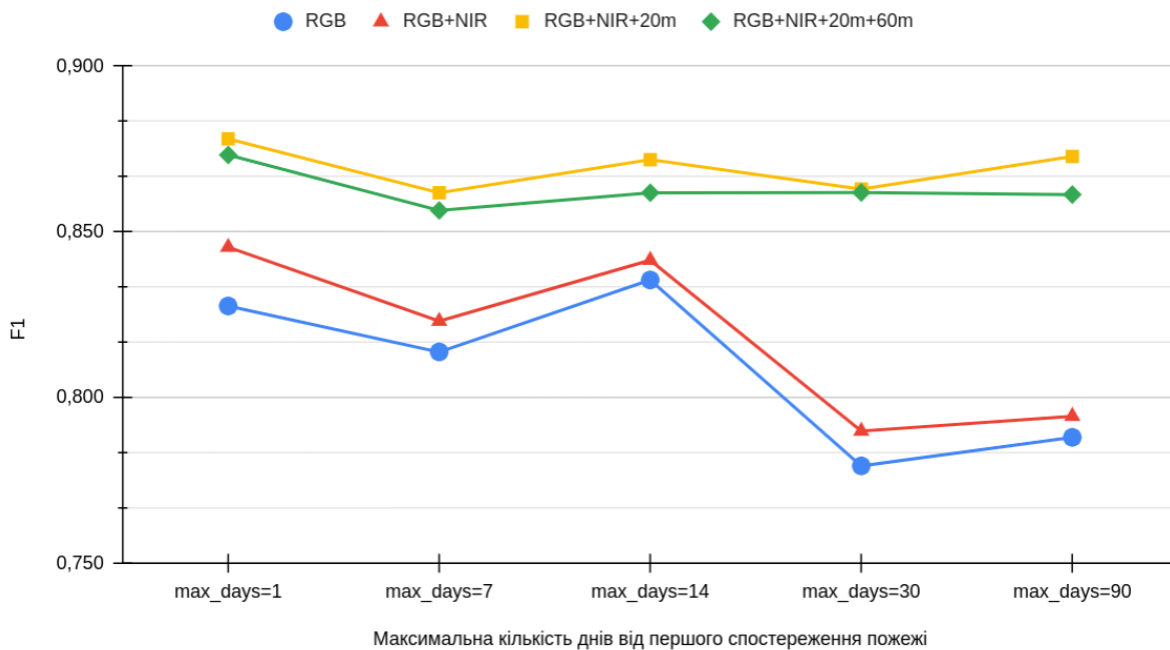
Тепер розглянемо залежність отриманих результатів на валідаційній вибірці в залежності від пройденого часу від першого спостереження пожежі на полі. Графіки такої залежності зображено на рисунку 10. На даному рисунку чітко видно, що моделі RGB і RGB+NIR мають тенденцію до погіршення результату при додаванні більш старіших зображень наслідків пожеж в тренувальну вибірку. При цьому моделі з набором вхідних даних RGB+NIR+20m і RGB+NIR+20m+60m не мають такої тенденції і показують стабільні результати незалежно від пройденого часу від першого спостереження пожежі.





**Рисунок 9 - Залежність метрики F1 на валідаційний вибірці від в залежності від кількості каналів вхідного зображення**

Авторська розробка



**Рисунок 10 - Залежність метрики F1 на валідаційний вибірці від в залежності від пройденого часу від першого спостереження пожежі**

Авторська розробка

Таким чином отримані результати показали, що моделі з набором каналів видимого діапазону, близького інфрачервоного та всіх каналів в розширенні 20 м/піксель дають найкращий результат і при цьому є стабільними незалежно від пройденого часу від першого спостереження пожежі. Моделі з набором каналів тільки в видимому діапазоні і в видимому та близькому інфрачервоному показують погіршення результатів зі збільшенням часу від першого спостереження пожежі на полі.



Найкращий усереднений результат метрики на валідаційній вибірці  $F1=0.878$  було отримано для моделі, яка приймає на вхід 8 каналів зображення (RGB+NIR+20m).

### **Висновок.**

У даній статті розглянуті існуючі підходи та рішення для розпізнавання згорілих полів на супутникових знімках. Також було запропоновано використання згорткових нейронних мереж (на прикладі моделі U-Net) для розпізнавання згорілих полів на території України з використанням зображень з супутників Sentinel-2. Проведені експериментальні дослідження показали, що запропонований підхід може розпізнавати згорівші поля з досить високою оцінкою точності ( $F1 = 0.878$  на валідаційній вибірці).

### **Література**

1. Євгенія Дроздова, Андрій Гарасим, Надя Кельм, Ілля Самойлич, Анатолій Бондаренко. Дикість. В Україні щороку близько 20 тисяч пожеж на орних землях. *ЖУРНАЛІСТИКА ДАНИХ*: веб-сайт. URL: <https://texty.org.ua/projects/104757/v-ukrayini-shoroku-blyzko-30-tysyach-pozhezh-yak-vonyu-vyhyadayut-iz-kosmosu/> (дата звернення: 11.12.2022).
2. Любов Петрушко. Урожай у вогні: у зоні бойових дій згоріло близько 350000 га полів. Які втрати та наслідки масштабних пожеж. *Forbes*: веб-сайт. URL: <https://forbes.ua/inside/urozhay-u-vogni-u-zoni-boyovikh-diy-zgorilo-blizko-350-000-ga-poliv-yaki-vtrati-ta-naslidki-masshtabnikh-pozhezh-12072022-7129> (дата звернення: 11.12.2022).
3. Piyush Jain, Sean C P Coogan, Sriram Ganapathi Subramanian, Mark Crowley, Steve Taylor, and Mike D Flannigan. A review of machine learning applications in wildfire science and management. *Environmental Reviews* July 2020 DOI:10.1139/er-2020-0019
4. Dmitry Rashkovetsky, Florian Mauracher, Martin Langer, Michael Schmitt Wildfire Detection from Multi-sensor Satellite Imagery Using Deep Semantic Segmentation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 14, pp. 7001-7016, 2021, doi: 10.1109/JSTARS.2021.3093625.
5. Louis Giglio. MCD64A1 v006 MODIS/Terra+Aqua Burned Area Monthly L3 Global 500 m SIN Grid. веб-сайт. URL: <https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd64a1v006/> (дата звернення: 11.12.2022).
6. Fire Information for Resource Management System (FIRMS). веб-сайт. URL: <https://www.earthdata.nasa.gov/learn/find-data/near-real-time/firms> (дата звернення: 11.12.2022).
7. European Forest Fire Information System. веб-сайт. URL: <https://effis.jrc.ec.europa.eu/> (дата звернення: 11.12.2022).
8. Monish Vijay Deshpande, Dhanyalekshmi Pillai, Meha Jainc. Agricultural burned area detection using an integrated approach utilizing multi spectral instrument based fire and vegetation indices from Sentinel-2 satellite. *MethodsX* Volume 9, 2022, 101741
9. Sentinel-2. Freie Universität Berlin. веб-сайт. URL: <https://blogs.fu-berlin.de/reseda/sentinel-2/> (дата звернення: 17.12.2022)



10. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015.

11. Cross-validation: evaluating estimator performance. веб-сайт. URL: [https://scikit-learn.org/stable/modules/cross\\_validation.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/cross_validation.html) (дата звернення: 16.10.2023)

**Abstract.** *The article discusses the significance of identifying burnt fields in satellite images. It provides an overview of existing solutions and describes an approach for recognizing burnt fields using a U-Net convolutional neural network with Sentinel-2 satellite imagery. The method for collecting and annotating input data is also detailed. The results of experimental studies are analyzed, demonstrating that utilizing additional image channels from the infrared spectrum of Sentinel-2 satellite imagery improves the accuracy of burnt field recognition.*

**Key words:** *convolutional neural networks, U-net, machine learning models, image segmentation, satellite imaging, Sentinel-2, burned fields, Ukraine.*