

Г. А. Кучук¹, А. А. Коваленко², Н. В. Лукова-Чуйко³, І. Ю. Криволапов⁴

¹ Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна

² Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

³ Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

⁴ Національний аерокосмічний університет імені М. Є. Жуковського «ХАІ», Харків, Україна

РОЗПІЗНАВАННЯ ДІЛЯНОК ВИРУБКИ ЛІСІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Анотація. Одним зі способів боротьби із незаконною вирубкою лісів є постійний моніторинг супутникових знімків деяких районів та розпізнавання на них потенційних вирубок. **Метою статті** є розроблення системи розпізнавання ділянок вирубок лісів на зображенні зі супутника за допомогою згорткових нейронних мереж з метою своєчасного інформування про незаконні подібні дії у заданому регіоні. **Результати дослідження.** Супутниками, з яких були отримані всі необхідні зображення, є Landsat-8 та Sentinel-2, що роблять знімки щодня з 16-денним та 10-денним циклами повторення відповідно. Розпізнавання здійснювалось за допомогою згорткової нейронної мережі, що навчалася на наборі даних великого обсягу. **Висновок.** Розроблений програмний продукт може виконувати такі функції: вибір координат; зберігання координат для подальшого використання; вибір проміжку часу; завантаження супутникових зображень за вибраний проміжок часу; розпізнавання зображень. Розроблена система є десктопним застосунком. Модульність основних функцій системи дозволить у майбутньому за невеликий час модифікувати їх для використання у повністю автоматизованих системах, не потребуючих управління оператором.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі, розпізнавання, класифікація, вирубка лісу.

Вступ

Постановка завдання. На сьогодні весь світ починає все більше піклуватися про навколишнє середовище. Одним із негативних факторів є вирубка лісів, особливо незаконна. Разом з цим стає все більше застосунків, призначених для моніторингу стану лісів та оповіщення про вирубки. Один з таких застосунків у жовтні 2019 року з'явився і в Україні. Це онлайн-карта, на якій відображаються дані о вирубках. Також є схожий проект, що називається "Global Forest Watch", що охоплює усю планету.

Аналіз літератури. Вважаючи на великі обсяги інформації, що повинна оброблятися при визначенні ділянок вирубки лісів, вірний вибір програмних засобів обробки зображень є дуже суттєвим [1-3]. Найбільш сприятливі результати надають штучні нейронні мережі (ШНМ). Обробці зображень з використанням ШНМ присвячено багато робіт [4-8]. Для багатьох видів зображень на сьогодні застосовуються згорткові нейронні мережі (англ. CNN). CNN є найпростішим вибором при розпізнаванні зображень. На сьогодні CNN поза конкуренцією з точки зору точності розпізнавання реальних зображень. Вони також успішно застосовуються у рекомендаційних системах, обробці мови, тощо. Основною перевагою CNN у порівнянні з попередниками є те, що вони автоматично виявляють ознаки без будь-якого людського втручання. CNN також ефективні при проведенні обчислень. Моделі CNN можуть працювати на будь-якому пристрої, що робить їх універсальними. Принципи формування, навчання та використання CNN наведені в [9-14].

Метою даної статті є розроблення системи розпізнавання ділянок вирубок лісів на зображенні зі супутника за допомогою згорткових нейронних мереж з метою своєчасного інформування про незаконні подібні дії у заданому регіоні.

Постановка завдання

Для розроблення системи розпізнавання вирубок лісів за допомогою згорткових нейронних мереж необхідно реалізувати такий функціонал:

- вибір координат;
- зберігання координат для подальшого використання;
- вибір проміжку часу;
- завантаження супутникових зображень за вибраний проміжок часу;
- розпізнавання зображень.

При цьому необхідно вирішити такі допоміжні завдання:

- пошук набору даних для навчання;
- пошук сервісу для зображень зі супутника;
- визначення вирубки на зображенні з високою хмарністю.

Крім того планується додати такий допоміжний функціонал:

- відзначення вирубки на зображенні;
- порівняння зображень між собою (без використання нейронної мережі);
- фільтрація зображень по міткам;
- автоматизація перевірки та розпізнавання ділянки водночас із оповіщенням.

Результати досліджень

В основі моделі, яка буде використана для навчання, лягла модель VGG16 (рис. 1).

Ця модель була навчена на 14 мільйонах зображень з 22 тисяч різних категорій. Одним з її недоліків є те, що навчання проходить у кілька разів довше за інші моделі, такі як ResNet50, або InceptionV3. Причиною цього є те, що ця модель має приблизно 140 мільйонів параметрів, у порівнянні з 25 мільйонами у ResNet50 та 24 мільйонами у InceptionV3.

Але VGG16 перевірена часом, та досі використовується у багатьох задачах навіть сьогодні, це приймаючи до уваги те, що є інші моделі, які показують кращі часові результати на наборі даних ImageNet. Крім того, час навчання не є суттєвим та

вибір моделі для навчання не потрібен бути остаточною, бо замінити модель можна дуже швидко (не беручи до уваги той час, що буде потрібен на навчання з нуля), так як усі вони мають схожі інтерфейси у Keras – API для нейронних мереж.

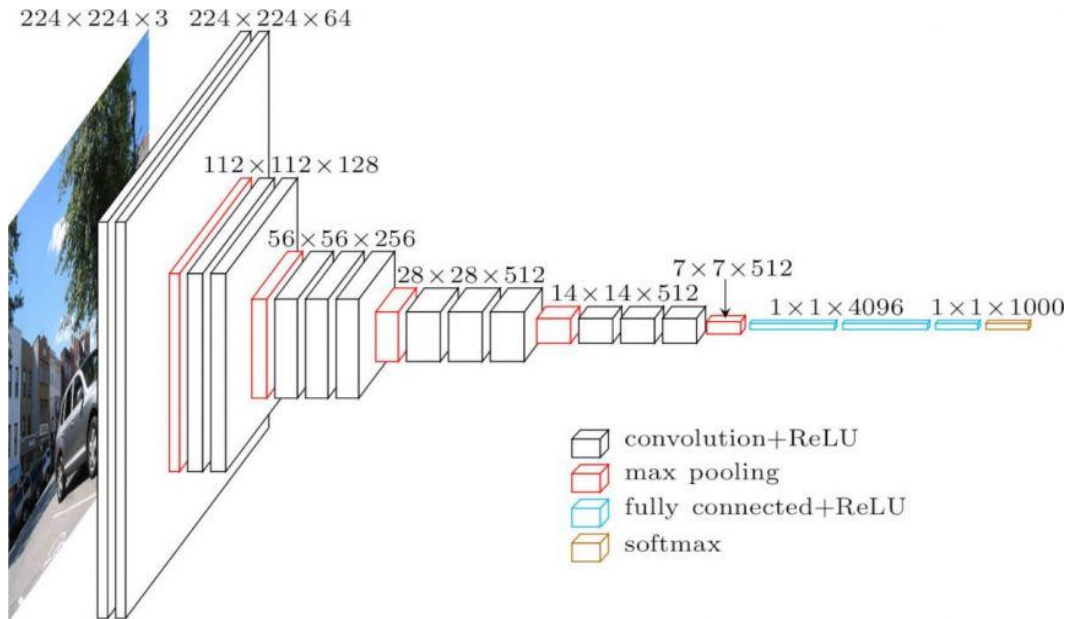


Рис. 1. Архітектура VGG16

В процесі навчання розмір вхідного зображення був замінений на $128 \times 128 \times 3$, щоб прискорити навчання, при цьому не втрачаючи необхідних деталей. Архітектура, з якою було далі проходити навчання, показана на рис. 2.

У якості набору даних для задачі розпізнавання вирубки дерев був обраний набір зі змагання "Planet: Understanding the Amazon from Space" на kaggle.

Усі дані були зібрані між 1 січнем 2016 року та 1 лютом 2017 року. Дані – це знімки з космосу розміром 256×256 кожний (рис. 3).

Незважаючи на те, що усі знімки були зроблені у Бразилії, вони добре підходять для розпізнавання вирубок і в інших місцях. Можливо лише модель буде іноді запевняти, що на зображенні є вода, коли її там немає, це через те, що такої річки як Амазонка, що тягнеться через увесь ліс, немає майже ніде. Тож модель у деякому сенсі пристосовується до зображень з цього набору.

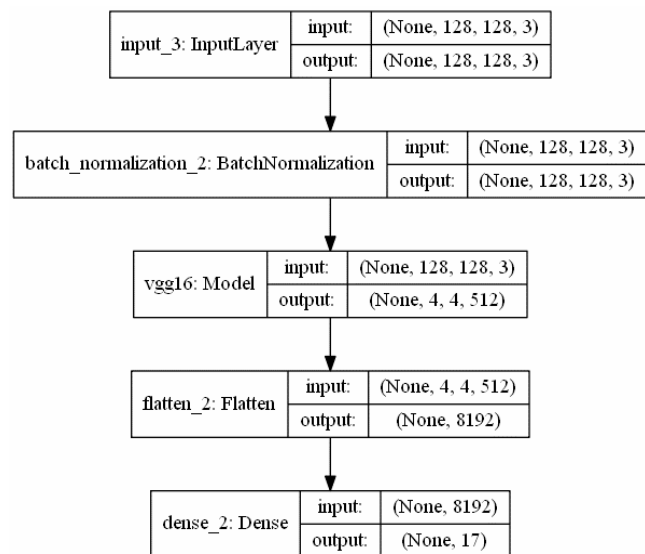


Рис. 2. Архітектура нейронної мережі

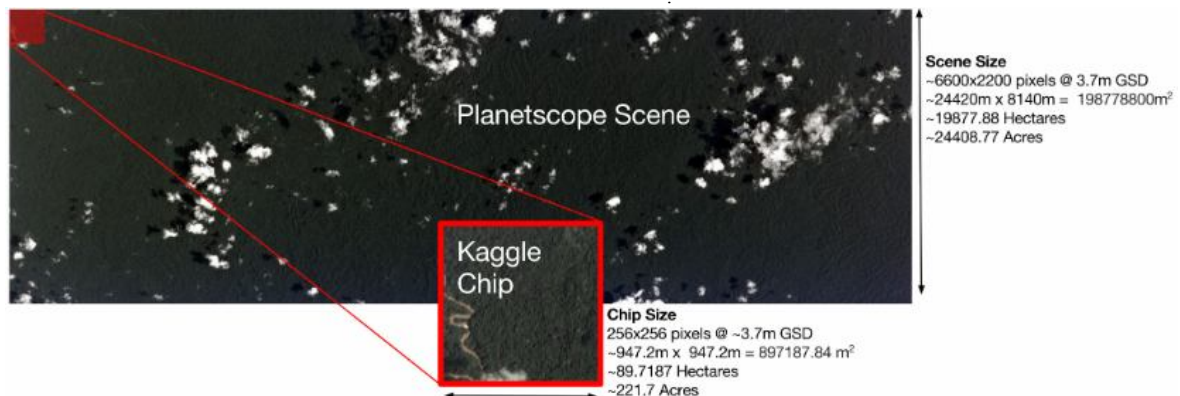


Рис. 3. Знімки з космосу

Усього було зібрано 40479 зображень для навчання та перевірки, та 61191 зображень для тестування готової моделі.

Кожне зображення має 1 або декілька міток (рис. 4):

- clear (нема хмар);
- partly cloudy (частково хмарно);
- cloudy (не видно нічого крім хмар);
- haze (туман);
- primary (ліс);
- water (вода);
- habitation (поселення, цивілізація);
- agriculture (сільське господарство);
- road (дорога);
- cultivation (невеличке сільське господарство);
- bare ground (гола земля);
- slash and burn (обгоріла територія);
- selective logging (вибіркова лісорозробка);
- blooming (цвітіння);
- conventional mining (видобуток корисних копалин);
- "artisinal" mining (нелегальний видобуток корисних копалин);
- blow down (масовий нахил дерев від сильного вітру).

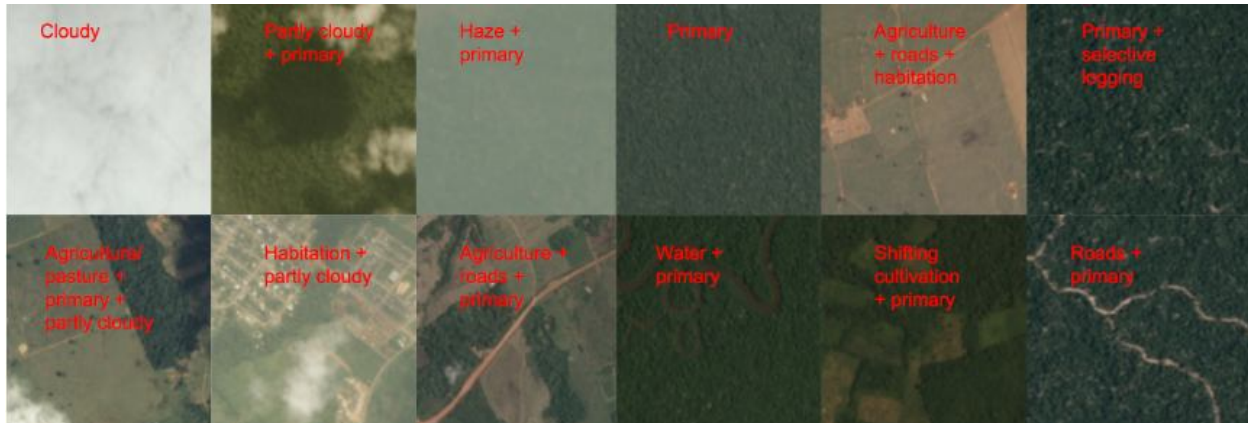


Рис. 4. Приклади помічених зображень

Мітка, що цікавить найбільше – "artisinal" mining. Хоча ця мітка означає нелегальний видобуток корисних копалин, вона також добре відображає вирубку лісу, бо у місцях видобутку частіше за все є також і ліс, який необхідно перед цим вирубати. Окрім того, навіть якщо цілком є сама вирубка лісу, зображення зі супутника виглядає дуже схожим образом. Отже, далі у ця мітка буде означати вирубку лісу. Задача додатка буде завантажити усі зображення за вибраний період та пропустити їх через нейронну мережу, а після цього знайти усі зображення саме з цією міткою та "помітити" їх. Приклад такого зображення можна побачити на рис. 5.

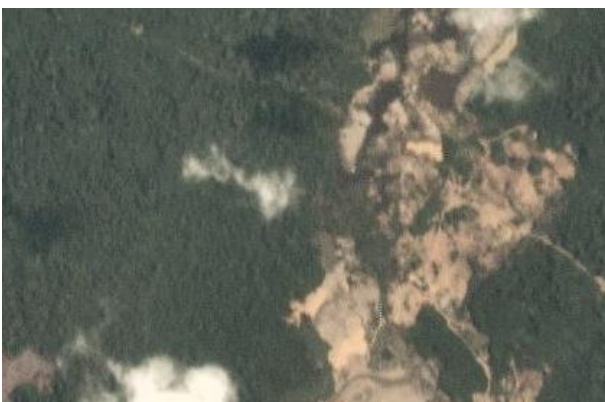


Рис. 5. Нелегальна вирубка лісу в Бразилії

З 40479 зображень для навчання буде використано 80%, а 20% залишиться для перевірки, під час якої модель буде також налаштована.

Програмна реалізація

Інтерфейс програми (рис. 6) має такі елементи:

- 1) назва полігону;
- 2) розмір сторони у метрах (приблизно, залежить від форми землі);
- 3) довгота;
- 4) широта;
- 5) початкова дата;
- 6) кінцева дата;
- 7) створити полігон;
- 8) отримати усі доступні зображення у вибраному полігоні за вибраний період;
- 9) доступні полігони;
- 10) отримані помічені зображення.

Для завантаження зображень зі супутника був використаний сервіс AgroAPI. Він дозволяє отримувати зображення у заданій області за вказаний проміжок часу, а також створювати так звані "полігони" у заданих координатах, розміром від 1 до 2500 га. Потім по цих полігонах можна отримувати зображення, які були зроблені зі супутників Landsat-8 або Sentinel-2.

Для створення полігону необхідно обрати координати та розмір квадрату (не зовсім квадрату, але близько). Це можна зробити наприклад за допомогою Google Maps (рис. 7, 8). Важливо відмітити, що отримані координати можуть трохи відрізнятись ($< 0,00001$).

Для отримання зображень по вибраному полігону необхідно ввести дати (з та до), обрати полігон, та натиснути "Get Images" (рис. 9).

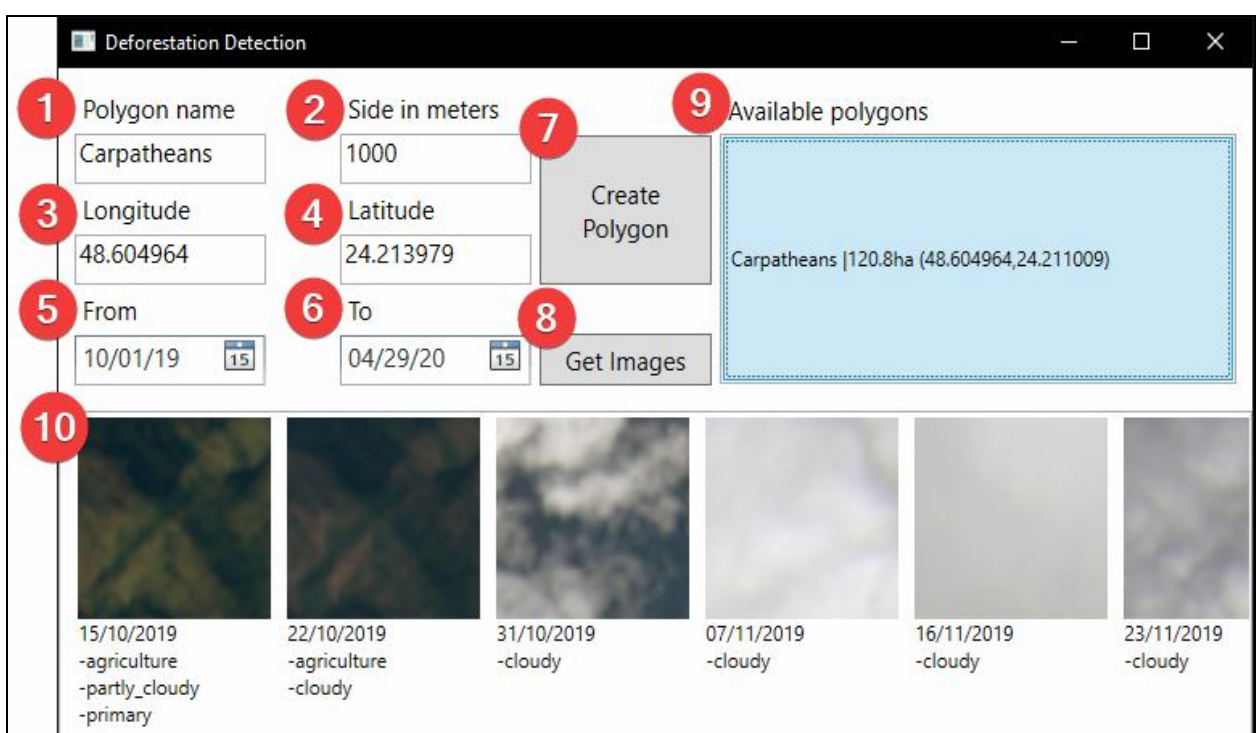


Рис. 6. Інтерфейс програми

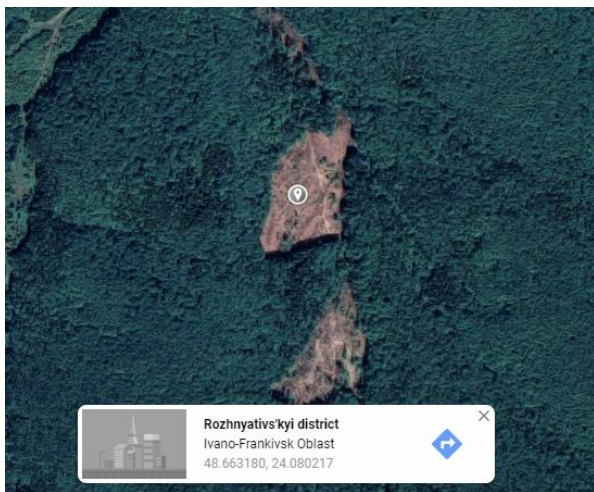


Рис. 7. Вибір координат на Google Maps

чі вирубки. У випадку нижче важко помітити вирубку, тож це швидше за все хибне розпізнавання (рис. 10).

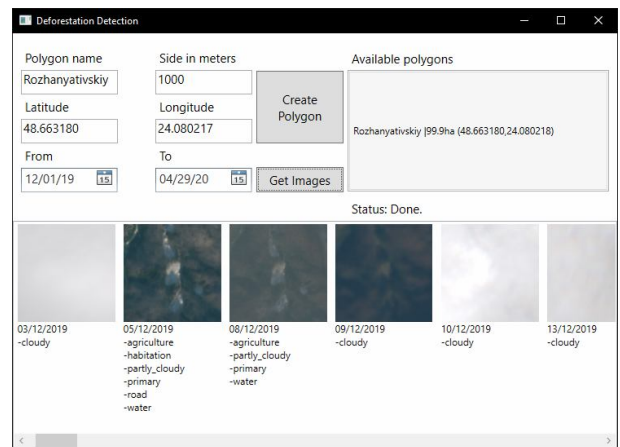


Рис. 9. Отримання зображень по полігону

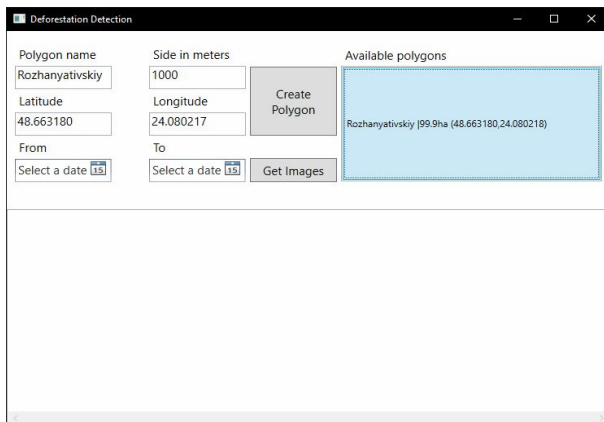


Рис. 8. Створення полігону

Усі зображення, що мають мітку "artisanal mining", будуть помічені червоним, як потенційно маю-

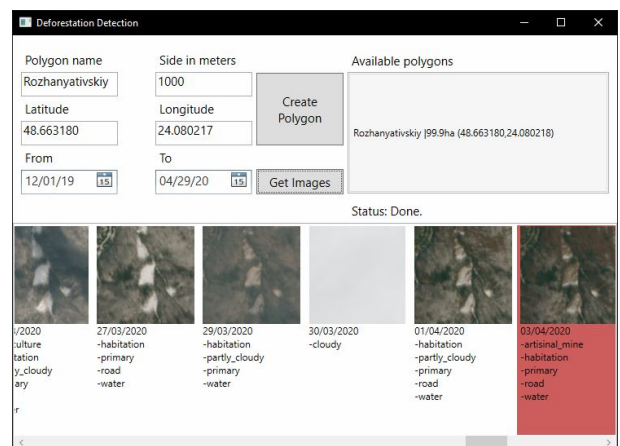


Рис. 10. Потенційна вирубка

Висновки

Актуальною розробку роблять такі фактори: неконтрольоване зменшення лісів з кожним роком, потреба в автоматизації процесу виявлення вирубок; управління лісами має безпосередній вплив на якість води, від якої залежать життя і здоров'я як сільського, так і міського населення; витікаючи з першого пункту, автоматизація цього процесу забезпечить уповільнення вирубок лісу, тим самим даючи час на впровадження інших заходів. Дана робота відповідає вимогам і виконана в повній мірі, виходячи з поставлених пунктів, розроблений програмний продукт може виконувати такі функції:

вибір координат; зберігання координат для подальшого використання; вибір проміжку часу; завантаження супутникових зображень за вибраний проміжок часу; розпізнавання зображень. Розроблена система є десктопним застосунком, з яким працює оператор та відповідно до його дій дозволяє отримувати зображення для обраної області за вибраний період. Модульність основних функцій цього засобу дозволяють у майбутньому за невеликий час модифікувати їх для використання у повністю автоматизованих системах, не потребуючих керівництва оператора.

Напрямок подальших досліджень: проведення порівняльного аналізу різних систем та методів навчання розробленої нейронної мережі.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Svyrydov, A., Kuchuk, H., Tsiara, O. (2018), "Improving efficiency of image recognition process: Approach and case study", Proceedings of 2018 IEEE 9th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT 2018, pp. 593-597, DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/DESSERT.2018.8409201>
2. Худов В.Г. Аналіз відомих методів сегментування зображень, що отримані з бортових систем оптикоелектронного спостереження / В.Г. Худов, Г.А. Кучук, О.М. Маковейчук, А.В. Крижний // Системи обробки інформації, 2016. – Вип. 9 (146). – С. 77-80.
3. Кучук Г.А. Метод мінімізації середньої затримки пакетів у віртуальних з'єднаннях мережі підтримки хмарного сервісу / Г.А. Кучук, А.А. Коваленко, Н.В. Лукова-Чуйко // Системи управління, навігації та зв'язку. – Полтава. ПНТУ, 2017. – Вип. 2(42). – С. 117-120.
4. Кучук Г. А. Метод синтезу інформаційної структури зв'язного фрагменту корпоративної мультисервісної мережі / Г. А. Кучук // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних сил. – 2013. – № 2(35). – С. 97-102.
5. Тереник Д., Кучук Г.А. Порівняння SQL і NOSQL баз даних на прикладі проектування аффілейт репорт систем. *Радиоелектронні і комп'ютерні системи*. 2020. № 1(93). С. 83–89.
6. Бульба С.С., Кучук Г.А., Давидов В.В. Метод розподілу ресурсів між композитними за стосунками. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Полтава, 2018. Вип. 4(50). С. 99-104. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.4.099>
7. Кучук Г.А. Метод дослідження фрактального мережного трафіка / Г.А. Кучук // Системи обробки інформації. – Х.: ХУ ПС, 2005. – Вип. 5 (45). – С. 74-84.
8. Nechausov A., Mamusuć I., Kuchuk N. Synthesis of the air pollution level control system on the basis of hyperconvergent infrastructures. *Сучасні інформаційні системи*. 2017. Т. 1, № 2. С. 21 – 26. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2017.2.04>
9. Простими словами про складні: що таке нейронні мережі? Режим доступу: <https://phoneinfo8.info/prostimi-slovami-pro-skladni-sho-take-neironni-mereji/>
10. Згорткові нейронні мережі (англ.). Режим доступу: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>
11. Yaloveha, V., Hlavcheva, D., Podorozhniak, A. and Kuchuk, H. (2019), "Fire hazard research of forest areas based on the use of convolutional and capsule neural networks", 2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), IEEE, pp. 828-832, DOI: <https://doi.org/10.1109/UKRCON.2019.8879867>
12. Kuchuk, H., Podorozhniak, A., Hlavcheva, D. and Yaloveha, V. (2020), "Application of Deep Learning in the Processing of the Aerospace System's Multispectral Images", Handbook of Research on Artificial Intelligence Applications in the Aviation and Aerospace Industries, IGI Global, pp. 134-147, DOI: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-1415-3.ch005>
13. Кучук Г.А., Саатсазов Б.Г. Распознавание человеческих эмоций с использованием нейросетевых технологий. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Полтава : ПНТУ, 2017. Вип. 4(44). С. 64-69.
14. Yaloveha V., Hlavcheva D., Podorozhniak A. Usage of convolutional neural network for multispectral image processing applied to the problem of detecting fire hazardous forest areas. *Сучасні інформаційні системи*. 2019. Т. 3, № 1. С. 116–120. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2019.1.19>

Received (Надійшла) 25.03.2020

Accepted for publication (Прийнята до друку) 29.04.2020

Recognition of deforestation areas using convolved neural networks

H. Kuchuk, I. Krivolapov

Abstract. One way to combat illegal deforestation is to constantly monitor satellite images of some areas and identify potential deforestation. **The purpose of the article** is to develop a system for recognizing areas of deforestation on a satellite image using convolutional neural networks in order to timely inform about illegal similar actions in a given region. **Research results.** The satellites from which all the necessary images were obtained are Landsat-8 and Sentinel-2, which take pictures daily with 16-day and 10-day repeat cycles, respectively. Recognition was performed using a convolutional neural network, which was trained on a large data set. **Conclusions.** The developed software product can perform the following functions: selection of coordinates; storage of coordinates for further use; choice of time interval; download satellite images for the selected period of time; image recognition. The developed system is a desktop application. The modularity of the main functions of the system will allow in the future in a short time to modify them for use in fully automated systems that do not require operator control.

Keywords: convolutional neural networks, recognition, classification, deforestation.