

УДК 004.93

JEL C45

DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2024-1-2>

Ігор Миколайович БУТКО,

доктор технічних наук, професор

Заклад вищої освіти

«Міжнародний науково-технічний університет

імені академіка Юрія Бугая»

ORCID ID: [0000-0002-2859-0351](https://orcid.org/0000-0002-2859-0351)

Олександр Іванович ГОЛУБЕНКО,

кандидат технічних наук, доцент

Заклад вищої освіти

«Міжнародний науково-технічний університет

імені академіка Юрія Бугая»

ORCID ID: [0000-0002-1776-5160](https://orcid.org/0000-0002-1776-5160)

Олександр Миколайович МАКОВЕЙЧУК,

доктор технічних наук,

Заклад вищої освіти

«Міжнародний науково-технічний університет

імені академіка Юрія Бугая»

ORCID ID: [0000-0003-4425-016X](https://orcid.org/0000-0003-4425-016X)

СЕМАНТИЧНА СЕГМЕНТАЦІЯ ВИДОВИХ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

В даній роботі запропоновано використовувати для сегментації видових зображень та виділення зон рослинності згорткову нейронну мережу типу U-Net, архітектура якої була модифікована і розширена для отримання результатів з меншим розміром навчального датасету.

Проведено порівняння результатів виділення рослинності на видових зображеннях за допомогою U-Net-подібної згорткової нейронної мережі та з використанням нормалізованого диференційного вегетаційного індексу.

Ключові слова: обробка зображень, мультиспектральні видові зображення, згорткові нейронні мережі, CNN, U-Net-подібна архітектура, нормалізований диференційний вегетаційний індекс, NDVI.

Igor BUTKO,

Doctor of Technical Sciences, Professor,
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay
International Scientific and Technical University»

Oleksandr GOLUBENKO,

Candidate of technical sciences, associate professor,
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay International
Scientific and Technical University»

Oleksandr MAKOVEICHUK,

Doctor of Technical Sciences,
Higher Education Institution «Academician Yuriy Bugay International
Scientific and Technical University»

SEMANTIC SEGMENTATION IN MULTISPECTRAL IMAGERY

A U-Net-type convolutional neural network proposed for semantic segmentation in multispectral imagery. The architecture of this network has modified and expanded to achieve better results with a smaller training dataset.

A comparison conducted between the results of vegetation zone delineation in multispectral images using a convolutional neural network with a modified U-Net-like architecture and the Normalized Difference Vegetation Index.

Keywords: image processing, multispectral images, convolutional neural networks, CNN, U-Net-like architecture, Normalized Difference Vegetation Index, NDVI.

Постановка проблеми. Семантична сегментація зображень за допомогою згорткових нейронних мереж дозволяє оцінювати площі рослинного покриву на видових зображеннях з високою роздільною здатністю. Для підвищення точності класифікації використовуються мультиспектральні зображення, які надають додаткову інформацію про кожен піксель, доповнюючи кольорові зображення ближніми інфрачервоними каналами, які використовуються для чіткішого розділення класів. Це дозволяє проводити розмежування класів із подібними візуальними характеристиками, наприклад, наприклад віднесення конкретного зеленого пікселя до класів трави, чагарників чи дерев.

Для валідації результатів, що отримані за допомогою семантичної сегментації, необхідно отримати кікісну оцінку площі рослинного покриву незалежним способом, в якості якого пропонується використовувати нормалізований диференційний вегетаційний індекс [1] (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) – простий кількісний показник кількості фотосинтетичної активної біомаси (що зазвичай називається вегетаційним індексом).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Переваги та недоліки використання аерофотозйомки для оцінки зміни рослинності та її значення для вивчення історії рослинності на прикладі Австралії проаналізовано в огляді [2].

У роботі [3] розглянуто різні методи отримання інформації про рослинність за даними дистанційного зондування, при цьому для інтерпретації зображень використано інформацію про колір і текстуру.

Стаття [4] є одним з перших систематичних оглядів літератури, де на основі досліджень, що було опубліковано за 2005–2015 рр., проведено аналіз та порівняння результатів досліджень комп'ютерного зору для ідентифікації видів рослин.

Використання згорткових нейронних мереж (Convolutional Neural Networks, CNN) для автоматичного виявлення і картографування рослинності за допомогою зображень Google Earth описано у статті [5], при цьому зображення розрізаються на декілька частин, щоб покращити точність та швидкодію моделі.

Стаття [6] досліджує застосування згорткових нейронних мереж глибокого навчання для семантичної сегментації мультиспектральних видових зображень. Автори порівнюють ефективність різних алгоритмів глибокого навчання, таких як FCN [7], U-Net [8], SegNet [9] та ін., на даних з різних джерел, таких як WorldView-3 [10] та AVIRIS-NG [11]. Також було досліджено вплив кількості каналів на результати сегментації та встановлено, що використання окрім стандартних каналів у видимому діапазоні додатково ближнього інфрачервоного каналу (NIR) покращує точність сегментації [12].

Було розроблено численні модифікації базового алгоритму розрахунку NDVI [13] з метою зниження впливу різних факторів спотворення, таких як поглинання атмосферними аерозолями (Atmospheric-Resistant Vegetation Index, ARVI) та відбиття від поверхні ґрунту (Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI) тощо. Для об-

числення цих індексів використовують формули, що ураховують співвідношення між властивостями відбивання різних природних об'єктів та рослинності в інших спектральних діапазонах, окрім червоного та інфрачервоного, що робить їх використання більш складним. Також існують індекси, що базуються на NDVI та одночасно коригують кілька спотворюючих факторів, наприклад, Enhanced Vegetation Index (EVI) [14], [15].

Практичне використання нормалізованого диференційного вегетаційного індексу (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) у системах MATLAB R2022b та ArcGIS Pro 3.1 досліджувалось у роботах [16], [17] відповідно.

Авторами цієї статті розглядалися різні аспекти обробки супутникових зображень [18, 19] та особливості побудови і використання геоінформаційних технологій [20], в тому числі систем прийняття управлінських рішень [21-23]. У роботі [24] здійснено постановку задачі структурного синтезу атмосферно-оптичної системи та досліджено методи визначення критеріїв ефективності атмосферно-оптичних систем, що є однією з найважливіших та суттєвих задач у процесі їх оптимізації.

Мета статті – розглянути виконання семантичної сегментації 4-канального мультиспектрального зображення за допомогою U-Net-подібної мережі та оцінити якість сегментації зони рослинності за допомогою розрахунку нормалізованого диференційного індексу вегетації NDVI.

Виклад основного матеріалу дослідження. Як було вказано у роботі [8], основна ідея архітектури U-Net полягає в тому, щоб доповнити звичайну згорткову мережу симетричною частиною, де операції пулінга (зменшення розмірності) об'єктів відповідно замінюються операторами збільшення розмірності, що дозволяють збільшувати роздільну здатність виходу. В частині, в якій відбувається збільшення розмірності, існує велика кількість каналів ознак, які дозволяють мережі поширювати контекстну інформацію на шари більшої роздільної здатності. Як наслідок, частина, в якій відбувається розширення, є більш-менш симетричною до частини звуження, це дає U-подібну архітектуру. Така мережа використовує тільки згортки без будь-яких повнозв'язних шарів [6], [8]. Для прогнозу значення пікселів в межах області зображення відсутній контекст екстраполюється шляхом додаткової обробки (що з точки зору симетрії мережі виглядає як віддзеркалення)

вхідного зображення. Ця стратегія важлива для застосування мережі до великих зображень, оскільки в іншому випадку роздільна здатність буде обмежена.

У роботі [6] подібна 42-шарова архітектура використовувалась для обробки 6-канальних зображень аерофотозйомки. У даній роботі для обробки 4-канальних супутникових зображень запропоновано, не змінюючи загальної архітектури мережі U-Net, збільшити кількість шарів до 58 (рис. 1).

З метою коректного порівняння результатів, як і в роботі [6], для тренування мережі проводилося на датасеті [25] і використовувалося оригінальне розбиття на 18 класів:

```
classNames = [...  
«Дорожня розмітка», «Дерево», «Будівля», «Тран-  
спортний засіб», «Людина», "Крісло рятувальника",  
"Стіл для пікніка", "Чорна дерев'яна панель", "Біла  
дерев'яна панель", "Майданчик", "Буй", "Скелі",  
«Трава», «Газон», «Піщаний пляж», «Озеро», «Ставок»,  
«Асфальт»];
```

Одразу зауважимо, що вибір даних класів є прийнятним для сегментації зображень аерофотозйомки, але є абсолютно недоцільним в задачах обробки супутникових зображень. Тому в даній роботі об'єднувалися результати виводу для декількох класів мережі, що описана вище, тобто сегментація проводилась на 6 класів:

```
classNames = ["Рослинність", "Дерева", "Вода", "Інф-  
раструктура", "Ґрунт", "Інше"];
```

Оскільки результат сегментації є зашумленим, то доцільно виконувати пост-обробку за допомогою функції медіанної фільтрації з вікном розміром [7,7]:

```
segmentedImage = medfilt2(segmentedImage, [7,7]);
```

Оптимальний розмір вікна фільтрації залежить від розміру характерних елементів шуму, що, в свою чергу, буде залежати від параметрів зображення.

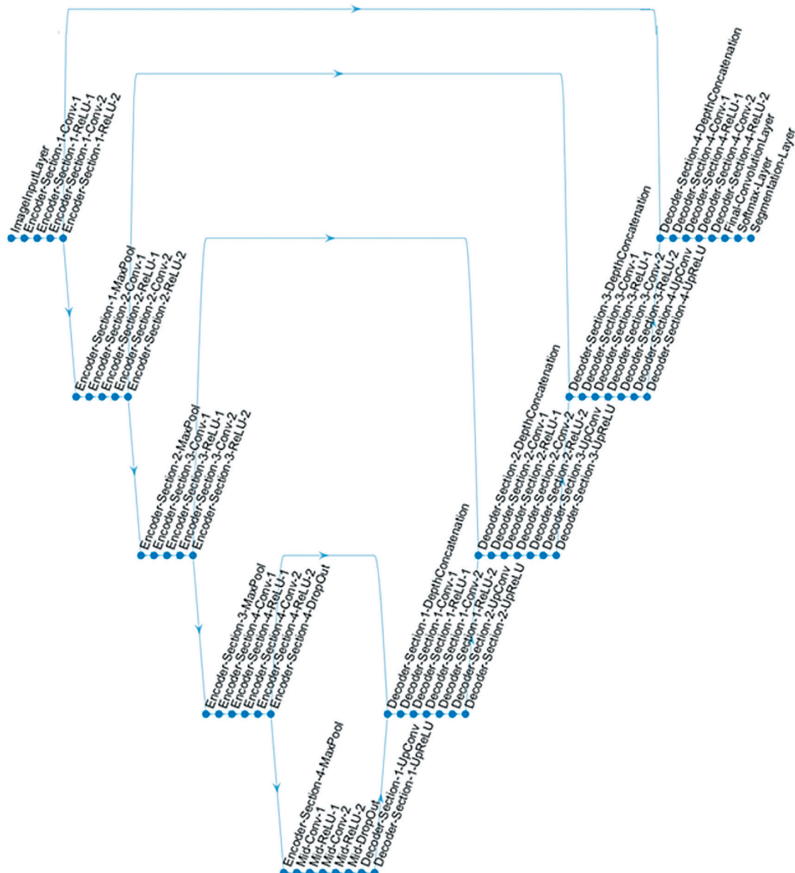
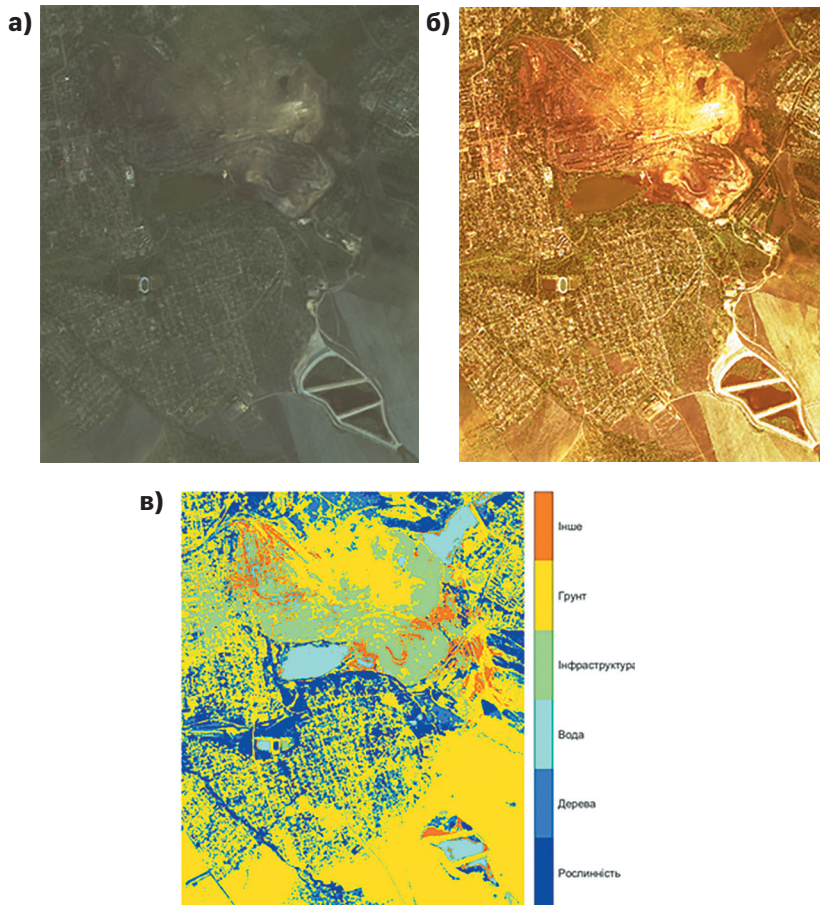


Рис. 1. Архітектура запропонованої U-Net-подібної мережі

Результати експериментів. На рис. 2 наведено вихідне зображення (4-канальне супутникове зображення району поблизу м. Єнакієве, Донецька обл.), його гістограмна еквалізація (для наочності) та результати семантичної сегментації. Зауважимо, що на вхід мережі подається зображення без будь-якої попередньої обробки, щоб не міняти його статистики по відношенню до зображень із датасету, які використовувались для дотренування мережі.



**Рис. 2. Вихідне зображення:
а) без попередньої обробки;
б) гістограмна еквалізація;
в) результати семантичної сегментації**

Розрахунок частки площі рослинності. Додатковою перевіркою є визначення частки площі, що зайнята рослинним покривом. Прямий метод визначення цього числа полягає у підрахунку відносної площі 2 класів з індексами, що відповідають рослинності: 1 («Рослинність»), 2 («Деревя»).

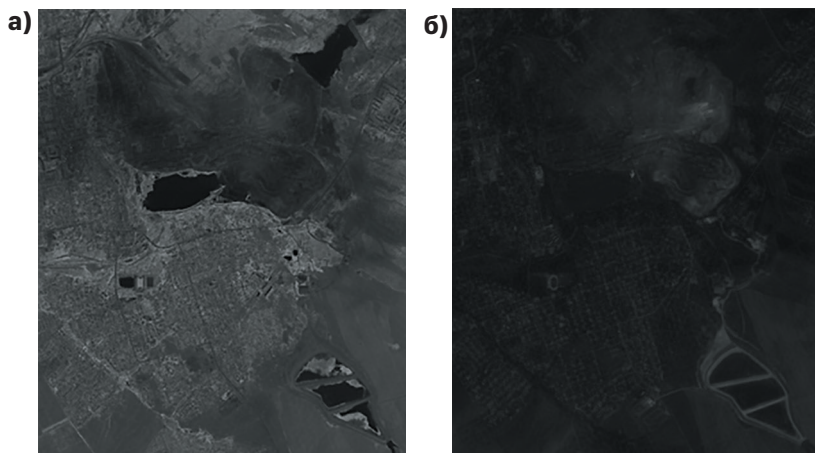
Інший спосіб – через визначення індексу вегетації з посліду-ючою його бінаризацією [26], [27]. Нагадаємо, що значення індекса вегетації **NDVI** розраховується за формулою [13–15, 26, 27]:

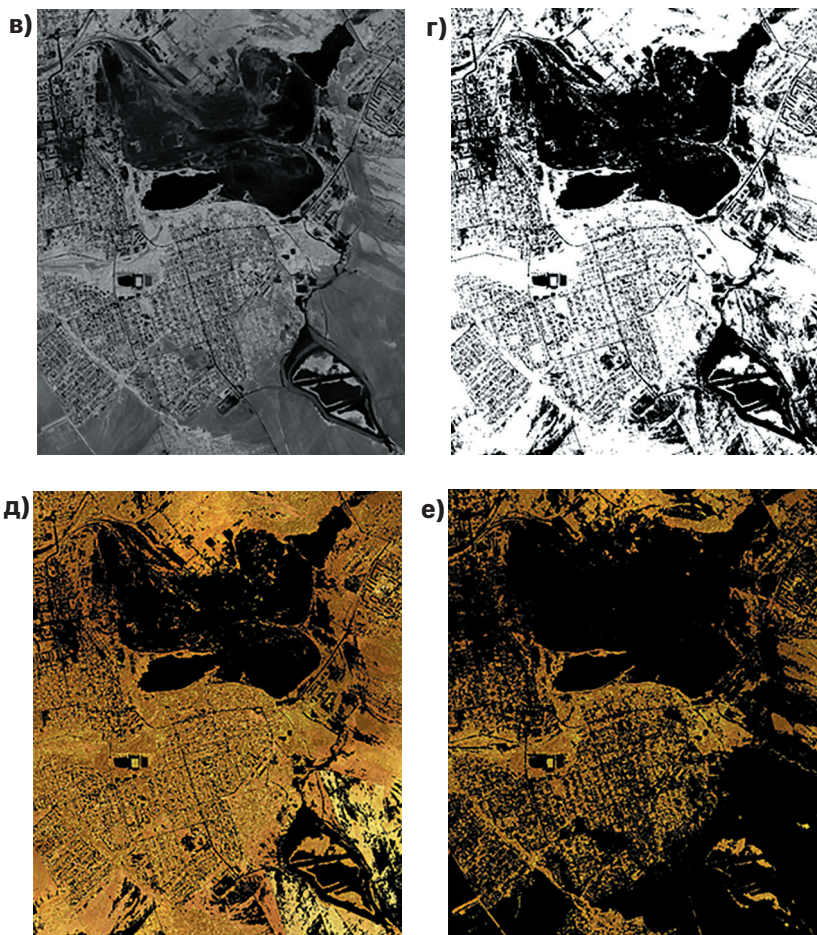
$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}, (1)$$

де **NIR**, **R** – відповідно близький інфрачервоний (800 нм) та червоний (670 нм) канали мультиспектрального зображення.

Для розрахунку частки площі, що зайнята рослинним покровом, необхідно отримані значення **NDVI** бінаризувати, тобто підрахувати частку пікселів, що перевищує заданий поріг. Зауважимо, що визначення даного порогу є окремою задачею. У даній роботі використовувалась бінаризація з використанням методу Отсу [28], що дає для частки площі, що зайнята рослинним покровом, значення 0.510. Це значення дуже добре узгоджується із значенням цього параметра 0.517, яке було раніше розрахований через відносну площу класів рослинності, що підтверджує коректність семантичної сегментації запропонованим методом.

Результати виділення зон рослинності для зображення, що використовувалося для тесту наведено на рис. 3.





**Рис. 3. Виділення зон рослинності:
а) ближній інфрачервоний канал (NIR);
б) червоний канал (R);
в) індекс вегетації (NDVI);
г) порогова бінаризація NDVI;
д) виділення області рослинності (NDVI);
е) виділення області рослинності (об'єднання класів)**

Висновки та пропозиції. В даній роботі показано на прикладі обробки 4-канальних мультиспектральних супутникових зображень, як виконується семантична сегментація за допомогою U-Net-подібної мережі. Зазначено необхідність врахування моделі формування зображень та проведення дотренування мережі для обробки зображень відповідної природи. Якість сегментації зони рослинності оцінювалась у порівнянні з використанням нормалізованого диференційного індексу вегетації NDVI. Аналізуючи отримані результати, показано добру відповідність результатів семантичної сегментації за допомогою нейронної мережі (як об'єднання відповідних класів, що відповідають рослинності) з результатами порогової бінаризації індекса NDVI.

© **Бутко І.М., Голубенко О.І., Маковейчук О.М., 2024**

ЛІТЕРАТУРА

1. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS // In 3rd ERTS Symposium, NASA SP-351 I. 1973. P. 309–317.
2. Fensham, R. & Fairfax, R. (2002). Aerial photography for assessing vegetation change: A review of applications and the relevance of findings for Australian vegetation history. *Australian Journal of Botany*. 50. 10.1071/BT01032.
3. Yichun Xie, Zongyao Sha, Mei Yu, Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review, *Journal of Plant Ecology*, Volume 1, Issue 1, March 2008, Pages 9–23, <https://doi.org/10.1093/jpe/rtm005>.
4. Wäldchen, J., Mäder, P. Plant Species Identification Using Computer Vision Techniques: A Systematic Literature Review. *Arch Computat Methods Eng* 25, 507–543 (2018). <https://doi.org/10.1007/s11831-016-9206-z>.
5. Watanabe, S., Sumi, K. & Ise, T. Identifying the vegetation type in Google Earth images using a convolutional neural network: a case study for Japanese bamboo forests. *BMC Ecol* 20, 65 (2020). <https://doi.org/10.1186/s12898-020-00331-5>.
6. Ronald Kemker, Carl Salvaggio, Christopher Kanan, Algorithms for semantic segmentation of multispectral remote sensing imagery using deep learning, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 145, Part A, 2018, Pages 60-77, ISSN 0924-2716, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.014>.
7. J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell, Fully convolutional networks for semantic segmentation, in: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015.

8. Ronneberger, O., P. Fischer, and T. Brox. «U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation». CoRR, abs/1505.04597. 2015.
9. Badrinarayanan, Vijay et al. «SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 39 (2015): 2481-2495.
10. <https://worldview3.digitalglobe.com/>.
11. <https://avirisng.jpl.nasa.gov/>.
12. Salamati, Neda & Larlus, Diane & Csurka, Gabriela & Sússtrunk, Sabine. (2012). Semantic Image Segmentation Using Visible and Near-Infrared Channels. Computer Vision--ECCV 2012. Workshops and Demonstrations. 461-471. 10.1007/978-3-642-33868-7_46.
13. Rouse, J.W., Jr., R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering. 1973. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. Prog. Rep. RSC 1978-1, Remote Sensing Center, Texas A&M Univ., College Station, 93 p. (NTIS No. E73-106393).
14. Shivangi S. Somvanshi, Maya Kumari, Comparative analysis of different vegetation indices with respect to atmospheric particulate pollution using sentinel data, *Applied Computing and Geosciences*, Volume 7, 2020, 100032, ISSN 2590-1974, <https://doi.org/10.1016/j.acags.2020.100032>. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590197420300148>.
15. Haboudane, D. «Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green LAI of Crop Canopies: Modeling and Validation in the Context of Precision Agriculture». Remote Sensing of Environment 90, no. 3 (April 15, 2004): 337–352. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>.
16. Find Vegetation in a Multispectral Image, Find Vegetation in a Multispectral Image - MATLAB & Simulink Example (mathworks.com).
17. Analyze vegetation using multispectral imagery, Analyze vegetation using multispectral imagery—ArcGIS Pro | Documentation.
18. N. Kussul, A. Shelestov, M. Lavreniuk, I. Butko and S. Skakun, «Deep learning approach for large scale land cover mapping based on remote sensing data fusion», 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 2016, Pp. 198-201, doi: 10.1109/IGARSS.2016.7729043.
19. Butko Ihor Інформаційна технологія використання геопросторових інформаційних структур / Ihor Butko // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Полтава: ПНТУ, 2021. Т. 2 (64). С. 4-10. doi: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2021.2.004>.
20. Khudov, H., Makoveichuk, O., Butko, I., Butko, M., Khudolei, V., & Kukhtyk, S. (2022). The development of a management decision-making method based on the analysis of information from space observation systems. *Eastern-*

European Journal of Enterprise Technologies, 6(9 (120), 59–69. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.269027>.

21. Бутко І.М. Інформаційна технологія використання геопросторових інформаційних структур. Системи управління, навігації та зв'язку. *Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка*. Збірник наукових праць. Полтава: НУ «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», 2021. Т. 1 № 2(64). С. 4–10.

22. Побудова дискретної ситуаційної мережі як імітаційної моделі об'єкта управління / О.М. Ткаченко, А.О. Макаренко, Н.В. Коршун, О.І. Голубенко // *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць – Полтава: ПНТУ, 2017. Т. 4(44). С. 170–174.

23. Завдання систем штучного інтелекту в смарт-містах / О.М. Ткаченко, О.І. Голубенко // *Сучасні інфокомунікаційні технології*: Збірник тез науково-технічної конференції. Київ, 2019 С. 239.

24. Постановка задачі структурного синтезу атмосфернооптичної системи / Кирпач Л.А., Блаженний Н.В., Голубенко О.І. // «Зв'язок». 2021. № 3. С. 22–26.

25. Kemker, R., C. Salvaggio, and C. Kanan. «High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation». CoRR, abs/1703.01918. 2017.

26. Tucker, C.J. (1979) «Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation», *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150.

27. Myneni, R. B., F. G. Hall, P.J. Sellers, and A.L. Marshak (1995) «The interpretation of spectral vegetation indexes», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 481–486.

28. Otsu, N., «A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms». *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. Vol. 9, No. 1, 1979, Pp. 62–66.

REFERENCES

1. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS // In 3rd ERTS Symposium, NASA SP-351 I. 1973. P. 309–317.

2. Fensham, R. & Fairfax, R. (2002). Aerial photography for assessing vegetation change: A review of applications and the relevance of findings for Australian vegetation history. *Australian Journal of Botany*. 50. 10.1071/BT01032.

3. Yichun Xie, Zongyao Sha, Mei Yu, Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review, *Journal of Plant Ecology*, Volume 1, Issue 1, March 2008, Pages 9–23, <https://doi.org/10.1093/jpe/rtm005>.

4. Wäldchen, J., Mäder, P. Plant Species Identification Using Computer Vision Techniques: A Systematic Literature Review. *Arch Computat Methods Eng* 25, 507–543 (2018). <https://doi.org/10.1007/s11831-016-9206-z>.

5. Watanabe, S., Sumi, K. & Ise, T. Identifying the vegetation type in Google Earth images using a convolutional neural network: a case study for Japanese bamboo forests. *BMC Ecol* 20, 65 (2020). <https://doi.org/10.1186/s12898-020-00331-5>.

6. Ronald Kemker, Carl Salvaggio, Christopher Kanan, Algorithms for semantic segmentation of multispectral remote sensing imagery using deep learning, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 145, Part A, 2018, Pages 60-77, ISSN 0924-2716, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.04.014>.

7. J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell, Fully convolutional networks for semantic segmentation, in: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015.

8. Ronneberger, O., P. Fischer, and T. Brox. «U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation». *CoRR*, abs/1505.04597. 2015.

9. Badrinarayanan, Vijay et al. «SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 39 (2015): 2481-2495.

10. <https://worldview3.digitalglobe.com/>.

11. <https://avirisng.jpl.nasa.gov/>.

12. Salamati, Neda & Larlus, Diane & Csurka, Gabriela & Süsstrunk, Sabine. (2012). Semantic Image Segmentation Using Visible and Near-Infrared Channels. *Computer Vision--ECCV 2012. Workshops and Demonstrations*. 461-471. 10.1007/978-3-642-33868-7_46.

13. Rouse, J.W., Jr., R.H. Haas, J.A. Schell, and D.W. Deering. 1973. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation. *Prog. Rep. RSC 1978-1*, Remote Sensing Center, Texas A&M Univ., College Station, 93p. (NTIS No. E73-106393).

14. Shivangi S. Somvanshi, Maya Kumari, Comparative analysis of different vegetation indices with respect to atmospheric particulate pollution using sentinel data, *Applied Computing and Geosciences*, Volume 7, 2020, 100032, ISSN 2590-1974. <https://doi.org/10.1016/j.acags.2020.100032>. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590197420300148>.

15. Haboudane, D. «Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green LAI of Crop Canopies: Modeling and Validation in the Context of Precision Agriculture». *Remote Sensing of Environment* 90, no. 3 (April 15, 2004): 337–352. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.12.013>.

16. Find Vegetation in a Multispectral Image, Find Vegetation in a Multispectral Image - MATLAB & Simulink Example (mathworks.com).

17. Analyze vegetation using multispectral imagery, Analyze vegetation using multispectral imagery—ArcGIS Pro | Documentation.

18. N. Kussul, A. Shelestov, M. Lavreniuk, I. Butko and S. Skakun, «Deep learning approach for large scale land cover mapping based on remote sensing data fusion», 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Beijing, China, 2016, Pp. 198–201, doi: 10.1109/IGARSS.2016.7729043.

19. Butko Ihor Information technology of using geospatial information structures / Ihor Butko // *Management, navigation and communication systems. Collection of scientific works.* – Poltava: PNTU, 2021. Vol. 2 (64). P. 4-10. – doi: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2021.2.004>.

20. Khudov, H., Makoveichuk, O., Butko, I., Butko, M., Khudolei, V., & Kukhtyk, S. (2022). The development of a management decision-making method based on the analysis of information from space observation systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 6(9 (120)), 59–69. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.269027>.

21. I.M. Butko Information technology using geospatial information structures. Control, navigation and communication systems. Yury Kondratyuk Poltava Polytechnic National University. *Collection of scientific works.* Poltava: Yury Kondratyuk Poltava Polytechnic University, 2021. Vol. 1 No. 2(64). P. 4–10.

22. Construction of a discrete situational network as a simulation model of a control object / O.M. Tkachenko, A.O. Makarenko, N.V. Korshun, O.I. Golubenko // *Management, navigation and communication systems.* Collection of scientific works - Poltava: PNTU, 2017. Volume 4(44). P. 170-174.

23. Tasks of artificial intelligence systems in smart cities / O.M. Tkachenko, O.I. Golubenko//*Modern information and communication technologies: Collection of theses of the scientific and technical conference.* Kyiv, 2019. P. 239.

24. Statement of the problem of structural synthesis of the atmospheric optical system / L.A. Kirpach, N.V. Blazhenniy, O.I. Golubenko. // «Communication». 2021. No. 3. С. 22-26.

25. Kemker, R., C. Salvaggio, and C. Kanan. «High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation». CoRR, abs/1703.01918. 2017.

26. Tucker, C.J. (1979) «Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation», *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127-150.

27. Myneni, R. B., F. G. Hall, P.J. Sellers, and A.L. Marshak (1995) «The interpretation of spectral vegetation indexes», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 481-486.

28. Otsu, N., «A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms». *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.* Vol. 9, No. 1, 1979, Pp. 62–66.

СТАТТЯ НАДІЙШЛА ДО РЕДАКЦІЇ 13.04.2024