

ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ АКТИВАЦІЙНИХ ФУНКЦІЙ НА ТОЧНІСТЬ СЕГМЕНТАЦІЇ ВОДНИХ ОБ'ЄКТІВ НА СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

Кунденко П.Р.¹, Гнатушенко Вік.В.²

¹Український державний університет науки і технологій, аспірант, Україна

²Український державний університет науки і технологій, д.т.н. проф., Україна

Анотація. Проведено порівняльний аналіз активаційних функцій (ReLU, Leaky ReLU, ELU, PReLU, Swish, RReLU) у складі нейромережі U-Net при виконанні задачі бінарної сегментації водних об'єктів за супутниковими знімками Sentinel-2. Для тренування моделей використано фіксовану кількість епох та стабільний набір зображень, що дозволило провести об'єктивне порівняння результатів. Отримані результати свідчать, що вибір активаційної функції суттєво впливає на ефективність нейромережевого сегментування. Найвищий показник метрики F1 отримано з функцією Leaky ReLU, яка також продемонструвала найкращі результати за точністю (Precision) та показником IoU. Функція ELU мала найвищий показник наповненості (Recall), проте значно нижчу точність, що вказує на її тенденцію до помилкового виявлення об'єктів. Проведене дослідження рекомендує використовувати функцію Leaky ReLU як оптимальний вибір для задач сегментації водних об'єктів за супутниковими знімками.

Ключові слова: нейронна мережа, сегментація, активаційна функція, U-Net, супутникові зображення, Sentinel-2

Завдання моніторингу водних об'єктів є актуальним в контексті зміни клімату та екологічної безпеки. Сучасні нейромережеві методи забезпечують високу точність сегментації, проте вибір активаційної функції суттєво впливає на якість отриманих результатів.

Для дослідження було використано архітектуру нейромережі U-Net, яка є поширеною для завдань сегментації у дистанційному зондуванні. Моделі з різними активаційними функціями (ReLU, Leaky ReLU, ELU, PReLU, Swish, RReLU) навчалися на однакових фрагментах супутникових зображень Sentinel-2, отриманих шляхом нормалізації та поділу на патчі розміром 512×512 пікселів. Загалом було використано стабільний набір із 16 патчів, навчання проводилося у 50 епох. Оцінювання проводилося за допомогою таких метрик: F1-score, Precision, Recall та IoU (Intersection over Union).

Таблиця 1

Порівняння результатів моделей з різними функціями активації

Функція	F1	Precision	Recall	IoU
ReLU	0.6881	0.6705	0.7067	0.5246
Leaky ReLU	0.7386	0.8395	0.6594	0.5856
ELU	0.6132	0.5293	0.7286	0.4421
PReLU	0.7253	0.7712	0.6845	0.5690
Swish	0.6792	0.6571	0.7028	0.5142
RReLU	0.7131	0.8261	0.6273	0.5541

Найвищий показник метрики F1 отримано з функцією Leaky ReLU (0.7386), найбільшу точність (Precision) показала Leaky ReLU (0.8395), тоді як найвищий показник наповненості (Recall) – ELU (0.7286). За значенням метрики IoU найкращий результат забезпечила Leaky ReLU (0.5856).

Висновки. Найкращі результати за більшістю метрик показала активаційна функція Leaky ReLU, що робить її оптимальним вибором для задач сегментації водних об'єктів. Функція ELU показала високу наповненість, але низьку точність, що свідчить про схильність до надлишкового виявлення об'єктів.

ЛІТЕРАТУРА

- 1.Viktoriia Hnatushenko, Oleksandr Honcharov. Land cover mapping with Sentinel-2 imagery using deep learning semantic segmentation models.// Proceedings of the X International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I 2024). - Kyiv, Ukraine, - November 20-21, 2024. – p.1-18 CEUR-WS.org/Vol-3909 - Information Technology and Implementation (IT&I 2024)
- 2.Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. 2015. Vol. 9351. P. 234–241.
- 3.Zhou Z., Siddiquee M.M.R., Tajbakhsh N., Liang J. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. 2018. P. 3–11.
- 4.Zhang Z., Liu Q., Wang Y. Road Extraction by Deep Residual U-Net. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2018. Vol. 15, Issue 5. P. 749–753.
- 5.Shanmugamani R. Deep Learning for Computer Vision: Expert techniques to train advanced neural networks using TensorFlow and Keras. Packt Publishing, 2018. 472 p.
- 6.Chollet F. Deep Learning with Python. Manning Publications Co., 2018. 384 p.

RESEARCH ON THE EFFECT OF ACTIVATION FUNCTIONS ON THE ACCURACY OF WATER BODY SEGMENTATION FROM SATELLITE IMAGES

Pavlo Kundenko, Viktoria Hnatushenko

Abstract. *A comparative analysis of various activation functions (ReLU, Leaky ReLU, ELU, PReLU, Swish, RReLU) was conducted within a U-Net neural network architecture for the purpose of binary segmentation of water bodies in Sentinel-2 satellite imagery. The experimental design employed a fixed number of training epochs and a consistent set of images, thereby enabling an objective assessment of the results. The findings demonstrate that the selection of the activation function substantially influences the effectiveness of neural network-based segmentation. Among the evaluated functions, Leaky ReLU produced the highest F1 score, as well as superior Precision and IoU values. In contrast, while the ELU function exhibited the highest Recall, its markedly lower Precision indicates a tendency toward over-segmentation. Based on these observations, Leaky ReLU is recommended as the optimal choice for water-body segmentation in satellite images.*

Keywords: *neural network, segmentation, activation function, U-Net, satellite images, Sentinel-2*

REFERENCES

1. Viktoria Hnatushenko, Oleksandr Honcharov. Land cover mapping with Sentinel-2 imagery using deep learning semantic segmentation models.// Proceedings of the X International Scientific Conference "Information Technology and Implementation" (IT&I 2024). - Kyiv, Ukraine, - November 20-21, 2024. – p.1-18 CEUR-WS.org/Vol-3909 - Information Technology and Implementation (IT&I 2024)
2. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. 2015. Vol. 9351. P. 234–241.
3. Zhou Z., Siddiquee M.M.R., Tajbakhsh N., Liang J. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. 2018. P. 3–11.
4. Zhang Z., Liu Q., Wang Y. Road Extraction by Deep Residual U-Net. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2018. Vol. 15, Issue 5. P. 749–753.
5. Shanmugamani R. Deep Learning for Computer Vision: Expert techniques to train advanced neural networks using TensorFlow and Keras. Packt Publishing, 2018. 472 p.
6. Chollet F. Deep Learning with Python. Manning Publications Co., 2018. 384 p.