

СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ АНОМАЛІЙ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ТА ЙОГО ЗАСТОСУВАННЯ ДО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ УГІДЬ

¹Вінницький національний технічний університет, Україна

Анотація

Великими проблемами для сільськогосподарських угідь захворювання рослин, дія шкідників, бур'яни та інші аномалії. Швидке розповсюдження подібних проблемних місць спричиняє значну шкоду, якщо їх вчасно не виявити, локалізувати та нейтралізувати. Через великі площі та, часто, важкодоступність до окремих ділянок поля, для усунення таких проблем застосовується аерофотозйомка з дронів з подальшим її обробленням методами штучного інтелекту, машинного навчання, передусім — глибинного навчання. Кожне зображення розбивається на дрібніші фрагменти та аналізується, але результат аналізу суттєво залежить від вибору розміру таких фрагментів

Ключові слова: аерофотозйомка, аналіз зображень, автоенкодер, глибинне навчання, сільськогосподарське угіддя, аномалія, кластеризація.

Abstract

Big problems for agricultural lands are plant diseases, pests, weeds and other anomalies. The rapid growth of such problem areas is of great harm if they are not found in time, localized and neutralized. With a large area and, often, inaccessibility to individual areas of the field, aerial photography from drones with its subsequent processing by artificial intelligence methods, machine learning, first of all — deep learning, is used to eliminate such problems. Each image is divided into small fragments and analyzed, but the result of the analysis essentially depends on the choice of the size of such fragments.

Keywords: aerial photography, image analysis, autoencoder, deep training, agricultural land, anomaly, clustering.

Вступ

Великими проблемами для сільськогосподарських угідь (СГУ) є захворювання рослин, дія шкідників, бур'яни. Швидке наростання подібних проблемних місць спричиняє значну шкоду в сільськогосподарському, економічному та екологічному сенсі, якщо їх вчасно не виявити, локалізувати та нейтралізувати. При цьому, для СГУ характерними є велика площа, важкодоступність (наприклад, на полях соняшника) тощо. Для усунення таких проблем в наш час активно запроваджують інформаційні технології, зокрема, аерофотозйомку з дронів з подальшим її обробленням методами штучного інтелекту, машинного навчання, передусім — глибинного навчання. В основі цієї технології лежить нарізання результатів аерофотозйомки на фрагменти певного розміру, формування з них датасетів та їх подальше оброблення. Саме вдалий вибір розміру цих фрагментів і забезпечує досягнення мети. І навпаки, невдалий вибір розміру практично не гарантує її досягнення. Аналіз сучасних досліджень та власний досвід авторів доводить, що оптимальними методами у цій сфері є методи машинного, передусім глибинного, навчання. Мета дослідження — розробити комплексний підхід до системного аналізу та обчислення оптимального за багатьма критеріями розміру найменшого фрагмента зображень аерофотозйомки сільськогосподарських угідь для пошуку аномалій у них методами машинного глибинного навчання.

Результати дослідження

Було здійснено навчання моделі. На рис. 1-3 подано приклади фрагментів зображень різного розміру M : ліві по два зображення – це їх вигляд до застосування CAE, а праві – після застосування CAE. По темних плямах видно, що відтворення відбувається коректно, але, при цьому, дрібні деталі

(«шум») суттєво фільтруються, що потім спрощує кластеризацію, причому кластеризуються не вихідні зображення, а – значення у «гирлі» САЕ, де розмірність є значно меншою.



Рисунок 1 - Приклади фрагментів зображень до (а) та після (б) застосування САЕ для зображень розміром $M = 48$



Рисунок 2 - Приклади фрагментів зображень до та після застосування САЕ для зображень розміром $M = 96$

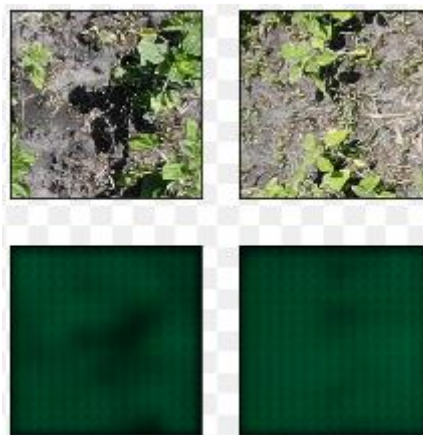


Рисунок 3 - Приклади фрагментів зображень до та після застосування САЕ для зображень розміром $M = 128$

Результати обчислень параметрів T та val_loss_min для кожного M подано у табл. 1.

Таблиця 1. Результати обчислення параметрів T , val_loss_min та $(S_{lim} - S)$ для кожного розміру M

Розмір M , пікселів	Тривалість обчислень T , с	Найкраща точність val_loss_min	Середня площа кластерів S , м	Різниця $S_{lim} - S$, м
48	7876	0,2883614	0,2343750	3,7656250
96	1056	0,2594737	0,9375000	3,0625000
128	1080	0,2109954	1,1520000	2,8480000
512	1116	0,3008534	2,5000000	1,5000000

Згідно п. 6 було задано максимально допустимий поріг для середньої площі розміру кластеру $S_{lim} = 4 \text{ м}^2$. У таблиці 1 наведено відповідні значення $(S_{lim} - S)$, розраховані за методом DBSCAN.

Здійснено мінімаксне масштабування критеріїв, результат подано у таблиці 2.

Таблиця 2. Масштабовані значення параметрів T , val_loss_min та $(S_{lim} - S)$ для кожного розміру M

Розмір M , пікселів	Тривалість обчислень T , с	Найкраща точність val_loss_min	Різниця площ $S_{lim} - S$, м	J_1	J_2
48	1	0,860980992	1	1	1
96	0	0,539498987	0,689655	0,19243	0,319058
128	0,003519062	0	0,594979	0	0,06475
512	0,008797654	1	0	0,12751	0

Перейдемо до етапів 9-10 алгоритму. Розглянемо 2 варіанти вибору:

- 1) J_1 : головним критерієм є тривалість, тобто $w_1 = 0,5$, $w_2 = 0,25$, $w_3 = 0,25$;
- 2) J_2 : головним критерієм є середній розмір кластеру, тобто $w_1 = 0,25$, $w_2 = 0,25$, $w_3 = 0,5$.

У табл. 3 та на рис. 4 подано відповідні результати обчислень, з яких видно, що у першому випадку $M_{opt} = 128$ пікселів (таким самим буде й результат, коли головним критерієм є точність val_loss_min), а у другому – $M_{opt} = 512$ пікселів. Задача розв'язана.

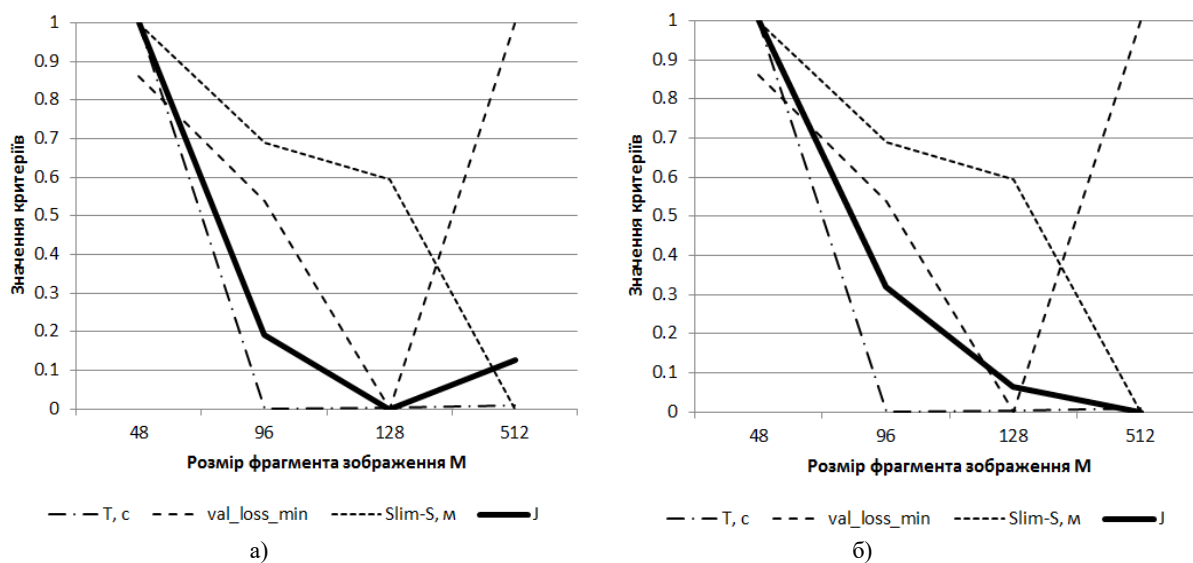


Рисунок 4 - Критерії тривалості обчислень T , точності val_loss_min , наближення середньої площі кластеру до заданої $S_{lim} - S$, а також інтегральні критерії J для різних розмірів фрагмента M на які розбивається зображення для аналізу, за умови, коли найвагомішим (з вагою 0,5) критерієм є а) тривалість обчислень, б) наближеність середньої площі кластерів до заданої

Висновки

Розглянуті питання автоматизації процесу аналізу аерофотозйомки з дронів сільськогосподарських угідь (СГУ) для пошуку аномалій на зображеннях, які відповідають місцям захворювання рослин, дії шкідників, бур'янам та ін. Зазначено, що, зазвичай, кожне зображення розбивається на дрібніші фрагменти та аналізується, але результат аналізу суттєво залежить від вибору розміру таких фрагментів. Проведено огляд відомих підходів до розв'язання задачі пошуку таких аномалій та запропоновано які саме інформаційні технології варто використовувати на етапах передоброблення, машинного глибинного навчання та які типові проблеми слід усувати під час цього, з урахуванням специфіки предметної області, у т.ч. врахування регулярності окремих елементів зображення (грядок, рядів кущів, дерев тощо). Як основні критерії, які варто враховувати для розв'язання поставленої задачі запропоновано враховувати такі: тривалість обчислення, точність (мінімальна похибка) навчання моделі, наближеність середньої площі кластерів до заданої, за умови виконання низки обмежень. Запропоновано вираз інтегрального критерію для врахування цих критеріїв та підходи щодо вибору їх ваг. Розроблено алгоритм застосування запропонованих підходів та прийомів щодо застосування відомих методів машинного глибинного навчання та кластеризації. Наведено реальний приклад застосування цього алгоритму та продемонстровано його ефективність. Показано, що в залежності від того, який критерій вважається найвагомим (тривалість обчислень чи наближеність середньої площі кластерів до заданої), змінюється і результат. Запропонований комплекс підходів та прийомів для системного аналізу розмірів фрагмента зображень аерофотозйомки СГУ дозволить підвищити точність та швидкість пошуку аномалій у них методами машинного глибинного навчання та, в цілому, дозволить ефективніше та вчасно виявляти різні захворювання рослин, бур'яни, шкідників тощо.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. C. Kyrkou, G. Plastiras, T. Theocharides, S. I. Venieris, and C. S. Bouganis, "DroNet: Efficient Convolutional Neural Network Detector for Real-Time UAV Applications," in Design, Automation Test in Europe Conference Exhibition, 2018, pp. 967-972.
2. A. Sharif Razavian, H. Azizpour, J. Sullivan, and S. Carlsson, "Cnn features off-the-shelf: an astounding baseline for recognition," in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2014, pp. 806-813.
3. Ahmad, J., et al., Saliency-weighted graphs for efficient visual content description and their applications in real-time image retrieval systems. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2015: p. 1-17.
4. Ahmad, J., et al., Multi-scale local structure patterns histogram for describing visual contents in social image retrieval systems. *Multimedia Tools and Applications*, 2016. 75(20): p. 12669-12692.
5. Lowe, D.G., Distinctive image features from scale-invariant key points. *International journal of computer vision*, 2004. 60(2): p. 91-110.
6. Системний аналіз розмірів фрагмента зображень аерофотозйомки сільськогосподарських угідь для пошуку аномалій у них методами машинного навчання <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2019-144-3-75-85>.

Мокін Віталій Борисович — д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри системного аналізу, комп'ютерного моніторингу та комп'ютерної графіки, e-mail: vbmokin@gmail.com;

Довгополюк Сергій Олександрович — аспірант кафедри системного аналізу, комп'ютерного моніторингу та інженерної графіки, e-mail: isergeyq@gmail.com.

Mokin Vitalii B. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Head of the Chair of Systems Analysis, Computer Monitoring and Engineering Graphics, e-mail: vbmokin@gmail.com;

Dovhopoliuk Serhii O. — Post-Graduate Student of the Chair of Systems Analysis, Computer Monitoring and Engineering Graphics, e-mail: isergeyq@gmail.com.