

В. Ю. КАШТАН

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»
ORCID: 0000-0002-0395-5895

В. В. ГНАТУШЕНКО

доктор технічних наук, професор,
завідувач кафедри інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії
Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»
ORCID: 0000-0003-3140-3788

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЗНАЧЕННЯ ТЕПЛОВИХ ЗМІН УРБАНІЗОВАНИХ ТЕРИТОРІЙ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА СУПУТНИКОВИХ ДАНИХ

У статті розроблено інформаційну технологію визначення теплових змін урбанізованих територій на основі використання супутникових даних та методів машинного навчання. Запропонований підхід поєднує регресійне визначення температури земної поверхні із застосуванням ансамблевого алгоритму (Random Forest) та алгоритмом ізольованого лісу (Isolation Forest) для автоматизованого виявлення й картографування теплових аномалій. В якості вхідних даних використано мультиспектральні знімки супутникових місій Landsat 8, Landsat 9 та Sentinel-2 за період 2020–2024 рр., на основі яких сформовано багатовимірний набір спектральних, текстурних і морфологічних ознак. Особливо актуальним цей підхід є для зон, що зазнають значних антропогенних та природних змін. Так, прикладом є території міста Нікополь та прилеглої акваторії колишнього Каховського водосховища, які зазнали суттєвих змін після руйнування греблі Каховської ГЕС у 2023 році. Зникнення водного дзеркала перетворило охолоджувальні водні об'єкти на сухі відкриті ґрунти, що вплинуло на відбивну здатність поверхні та накопичення тепла. Це створило умови для аномального перегріву та посилило ефект міського теплового острова, що було підтверджено експериментальними дослідженнями. Кількісні метрики показали високу точність запропонованого підходу, а саме значення $RMSE = 2,12$ °C, $MAE = 1,63$ °C та $R^2 = 0,89$, що свідчить про високу точність відтворення температурних зон. Встановлено зростання площі теплових аномалій з 15–30 % у 2020–2021 рр. до 85–90 % у 2024 р., що свідчить про збільшення частки аномальних пікселів та зміну просторового розподілу аномальних значень температури земної поверхні в межах досліджуваної території. Наукова новизна полягає у вдосконаленні підходу визначення теплових змін урбанізованих територій на основі супутникових даних, який, на відміну від існуючих підходів, що обмежуються або регресійним моделюванням температури земної поверхні, або окремою класифікацією зон міського теплового острова, передбачає використання ансамблевого нелінійного регресійного визначення аномалій з безглядним алгоритмом ізольованого лісу (Isolation Forest) для автоматизованого виявлення та картографування аномальних температурних ділянок.

Ключові слова: машинне навчання, Isolation Forest, Random Forest, аномалії, теплові зміни, міські острови тепла, супутникові дані.

V. YU. KASHTAN

Candidate of Technical Science, Associate Professor,
Associate Professor at the Department of Information Technology
and Computer Engineering
Dnipro University of Technology
ORCID: 0000-0002-0395-5895

V. V. HNATUSHENKO

Doctor of Technical Science, Professor,
Head of the Department of Information Technology
and Computer Engineering
Dnipro University of Technology
ORCID: 0000-0003-3140-3788



INFORMATION TECHNOLOGY FOR DETECTING HEAT CHANGES IN URBAN AREAS BASED ON MACHINE LEARNING AND SATELLITE DATA

The paper presents an information technology for detecting heat changes in urbanized areas by integrating satellite data with machine learning methods. The proposed approach combines nonlinear regression modeling of Land Surface Temperature using the Random Forest algorithm with unsupervised anomaly detection based on the Isolation Forest algorithm. Multispectral imagery from Landsat 8, Landsat 9, and Sentinel-2 missions for the period 2020–2024 was used to construct a multidimensional feature space including spectral indices, texture measures, and morphometric parameters. This approach is particularly relevant for areas undergoing significant anthropogenic and natural changes. An example of this is the territory of the city of Nikopol and the adjacent water area of the former Kakhovka Reservoir, which underwent significant changes after the destruction of the Kakhovka HPP dam in 2023. The disappearance of the water surface transformed the cooling water bodies into dry, open soil, affecting surface reflectivity and heat accumulation. It created conditions for abnormal overheating and intensified the urban heat island effect, which was confirmed by experimental studies. Quantitative metrics showed the high accuracy of the proposed approach, namely, RMSE = 2.12 °C, MAE = 1.63 °C, and $R^2 = 0.89$. A substantial increase in the proportion of areas characterized by anomalous temperature values was identified, rising from 15–30% in 2020–2021 to 85–90% in 2024. It indicates a transition from a spatially localized overheating pattern to a regionally extensive thermal field. The scientific novelty consists in improving the approach to determining thermal changes in urbanized areas based on satellite data, which, unlike existing methods that are limited either to regression modeling of the Earth's surface temperature or to separate classification of urban heat island zones, involves the use of ensemble nonlinear regression determination of anomalies with an unsupervised Isolation Forest algorithm for automated detection and mapping of anomalous temperature areas.

Key words: machine learning, Isolation Forest, Random Forest, anomalies, heat changes, urban heat islands, satellite data.

Постановка проблеми

Урбанізовані території постійно зазнають просторово-часових змін під впливом природних і антропогенних чинників [1], спричинених техногенними катастрофами або воєнними діями. Такі зміни включають перебудову ландшафтної структури, зміну гідрологічного режиму та водних об'єктів, що впливає на тепловий баланс міського середовища.

Сучасні міста є складними соціо-екологічними системами, де поєднання геометрії забудови, властивостей матеріалів та антропогенних джерел тепла формує специфічні мікрокліматичні умови [2]. Особливе значення у регуляції температурного режиму мають водні об'єкти та зелені насадження. Рослинність охолоджує територію завдяки затінюванню та випаровуванню, а водні об'єкти завдяки теплоємності та випаровуванню створюють локальні «острови охолодження». Зникнення або зміна таких елементів, як у випадку руйнування Каховської ГЕС, перетворює прибережні зони з охолоджувальних на відкриті сухі ґрунти, підвищуючи альбедо та накопичення тепла, що посилює перегрів і інтенсивність міського теплового острова. На сьогодні кількісна оцінка впливу вищеописаних змін на тепловий режим залишається недостатньо розробленою через необхідність комплексного врахування просторово-часових змін земного покриву, температури поверхні, метеорологічних умов та щільності забудови. Супутникові дані відкривають нові можливості для аналізу теплових аномалій: Landsat забезпечує вимірювання температури поверхні (LST) для оцінки інтенсивності міських теплових островів [3,4], а Sentinel-2 дозволяє виділяти зелені насадження, водні об'єкти та забудовані території і оцінювати їх структурні зміни [5]. Поєднання цих даних дозволяє комплексно вивчати взаємозв'язок між змінами земного покриву та формуванням теплових аномалій.

Таким чином, наукова проблема полягає у визначенні просторово-часових закономірностей формування теплових аномалій урбанізованих територій та встановленні взаємозв'язку між змінами земного покриву і значеннями їх інтенсивності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У науковій літературі з вивчення міських теплових островів виділяють три основні напрями досліджень, що дозволяють оцінювати причини та інтенсивність температурних аномалій у містах. Перший напрям зосереджений на описі явища міського теплового острова, яке характеризує різницю температури поверхні між урбанізованими та сільськими районами, та на визначенні факторів його формування [6,7]. Другий напрям включає застосування кореляційного та регресійного аналізу. Так, у роботі [8] для кількісної оцінки взаємозв'язку між температурою поверхні та характеристиками міського середовища використано коефіцієнт кореляції Пірсона та метод найменших квадратів. Отримані результати підтвердили негативну кореляцію між NDVI і температурою поверхні [9], а також встановили позитивний зв'язок інтенсивності теплових островів із часткою непроникних поверхонь і висотністю забудови [10]. Кореляційний аналіз дозволяє виявити напрям і силу зв'язків, а регресійні моделі – оцінити внесок окремих факторів. Проте лінійна регресія обмежена описом лише лінійних взаємозв'язків, тоді як у реальних міських умовах температурні зміни часто мають складний нелінійний характер через геометрію забудови, ефект «міських каньйонів» та зміни ландшафту, що зумовлює потребу у застосуванні методів машинного

навчання. Третій напрям охоплює застосування методів машинного навчання та штучного інтелекту для моделювання і прогнозування теплових аномалій, що дозволяє інтегрувати великі обсяги даних про міську морфологію, землекористування, соціально-економічні та екологічні показники [11]. Зокрема, ансамблеві методи, такі як Random Forest та градієнтний бустинг, довели ефективність роботи з супутниковими та геопросторовими даними, дозволяючи побудувати регресійну модель для оцінки температури поверхні на основі характеристик забудови, зелених насаджень та водних об'єктів [12].

Попри значну кількість досліджень, присвячених аналізу міських теплових островів, більшість існуючих підходів спрямовані на оцінювання середніх просторових закономірностей температури поверхні або встановлення статистичних залежностей між даними про температуру поверхні та окремими характеристиками міського середовища. Крім того, питання автоматизованого виявлення локальних теплових аномалій, що формуються внаслідок зміни земного покриття, залишається недостатньо розробленим.

Формулювання мети дослідження

Метою роботи є розробка технології виявлення теплових змін урбанізованих територій на основі супутникових даних та методів машинного навчання, що передбачає поєднання регресійного моделювання для визначення температури поверхні території з алгоритмом Isolation Forest для автоматизованого виявлення та картографування аномальних зон.

Викладення основного матеріалу дослідження

У роботі запропоновано інформаційну технологію автоматизованого виявлення теплових змін урбанізованих територій з використанням супутникових даних та методів машинного навчання. Інформаційна технологія складається з чотирьох етапів (рис. 1): завантаження вхідних даних; побудова набору ознак; формування вибірки та навчання моделей; виявлення теплових змін.

На першому етапі завантажуються супутникові дані Landsat та Sentinel -2 (табл. 1).

Таблиця 1

Характеристики супутникових даних

Дата/Період	Тип супутника	Хмарність
01.07.2020 – 31.08.2020	Landsat 8 OLI/TIRS та Sentinel-2	0-5%
01.07.2021 – 31.08.2021	Landsat 8 OLI/TIRS та Sentinel-2	0-20%
01.07.2022 – 31.08.2022	Landsat 8/9 та Sentinel-2	0-5%
01.07.2023 – 31.08.2023	Landsat 8/9 та Sentinel-2	0-7%
01.07.2024 – 31.08.2024	Landsat 8/9 та Sentinel-2	0-13%

Завантажуємо дані глобальної карти земного покриття ESA WorldCover (класи забудови, рослинності, водних об'єктів тощо). Цифрову модель рельєфу використовуємо для врахування рельєфу місцевості, що впливає на тепловий режим, наприклад, перепади висот можуть змінювати локальні температури, і без урахування рельєфу вони можуть помилково інтерпретуватися як аномалії. Метеорологічні дані (температура повітря, вологість, швидкість вітру) застосовуються для нормалізації температурних показників, що відокремлює фонові атмосферні коливання від локальних урбаністичних ефектів і підвищує стійкість моделі до сезонних змін.

Другий етап технології передбачає попередню обробку супутникових даних та формування набору спектральних, текстурних, морфологічних і температурних ознак, що використовуються як вхідні параметри регресійної моделі. Виконано радіометричну та атмосферну корекцію зображень [13], а різна просторово-роздільна здатність (Sentinel-2 – 10–20 м; Landsat – 30 м) усереднюється та приводиться до єдиної координатної системи методом усереднення:

$$I_s^{(30)}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N I_s(x_k, y_k), \tag{1}$$

де N – кількість пікселів Sentinel-2 d межі одного пікселя 30 м.

Для неперервних величин (відбиття, індекси) використовується білінійна інтерполяція. Після ресемплінгу виконується ко-реєстрація. Використовуються канали Sentinel-2: B2 (Blue), B3 (Green), B4 (Red), B8 (NIR), B11, B12 (SWIR) [14]. Розраховуються такі індекси як $NDVI$ – для оцінки рослинності, $NDBI$ – для виділення забудованих територій, $NDWI$ – для водних поверхонь. На основі $NDVI$ визначається частка рослинності [15]:

$$VP = \left(\frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^2, \tag{2}$$

де VP – частка рослинного покриття; $NDVI_{min}$ – мінімальне значення $NDVI$ для ґрунту без рослинності (зазвичай 0.2); $NDVI_{max}$ – максимальне значення $NDVI$ для щільної рослинності (зазвичай 0.5).

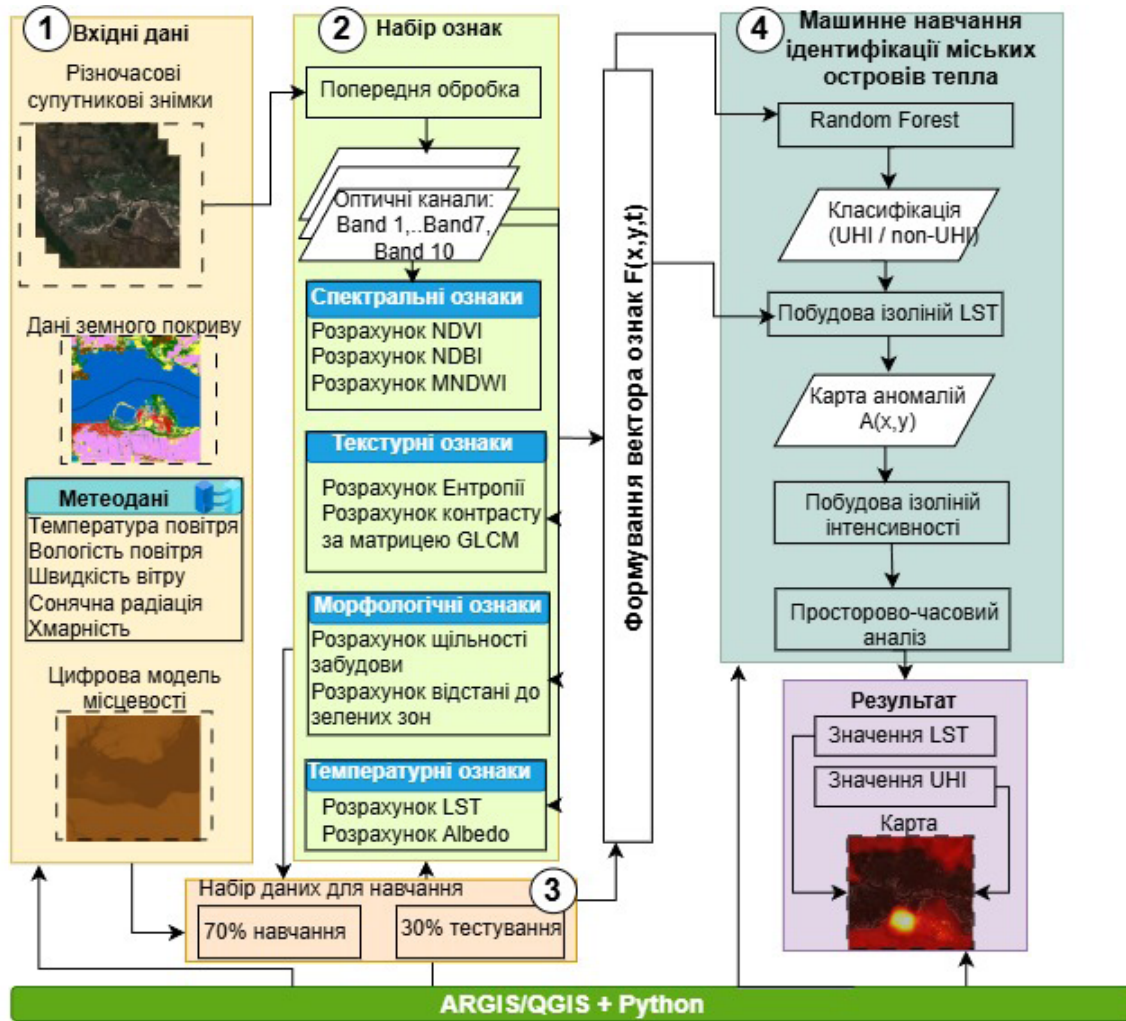


Рис. 1. Структурна схема інформаційної технології виявлення теплових змін урбанізованих територій

Текстурні характеристики обчислюються за допомогою матриці суміжності рівнів сірого. Для оцінювання теплового стану поверхні розраховується температура земної поверхні (LST, Land Surface Temperature) на основі яскравісної температури супутникового сенсора та коефіцієнта випромінювальної здатності поверхні. Температура земної поверхні визначається за формулою [15]:

$$LST = \left[\frac{T_{SB}}{\left(1 + \left(\lambda \cdot \frac{T_{SB}}{\rho}\right) \cdot \ln(LSE)\right)} \right] - 273.15 \tag{3}$$

Альбедо поверхні характеризує здатність об'єкта відбивати короткохвильове сонячне випромінювання та є одним із визначальних чинників формування теплового режиму території. Інтегральне альбедо поверхні для Landsat-8 визначається за формулою [17]:

$$AL_8 = \frac{0.116\alpha_2 + 0.321\alpha_3 + 0.355\alpha_4 - 0.027\alpha_5 + 0.150\alpha_7 - 0.0037}{0.116 + 0.321 + 0.355 - 0.027 + 0.150}, \tag{4}$$

де α_i – значення відбиття відповідних каналів Landsat.

Сукупність отриманих показників на другому етапі формує багатовимірний просторовий набір ознак, у якому кожному пікселю з координатами (x, y) у момент часу t відповідає вектор параметрів $F(x,y,t)$, що містить спектральні, текстурні, морфологічні та температурні характеристики поверхні.

Після формування просторового вектора ознак здійснюється підготовка навчальної (70%) та тестової вибірок (30%).

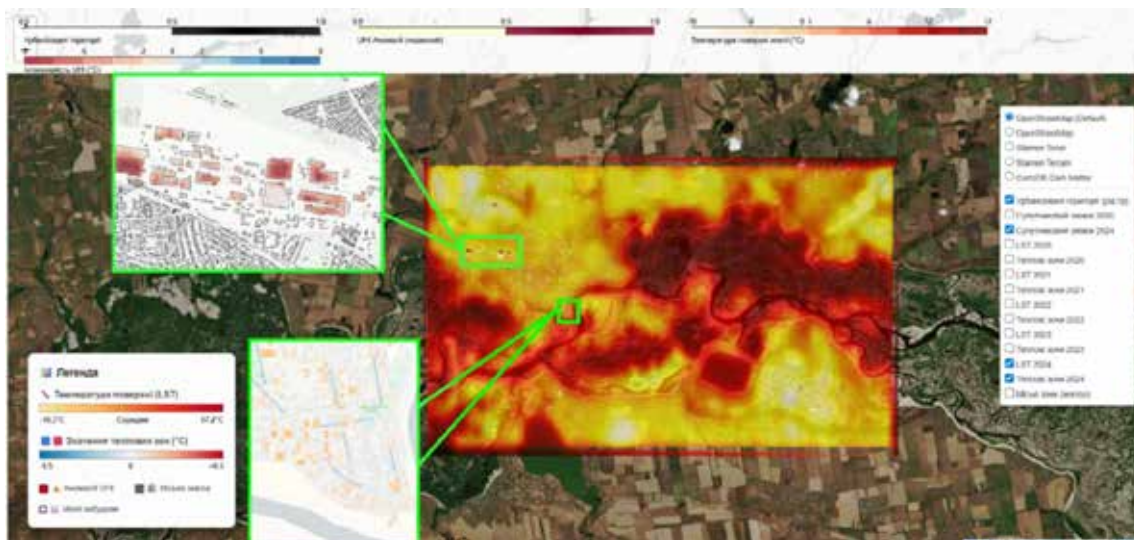


Рис. 3. Результат інформаційної технології виявлення теплових змін урбанізованих територій (м. Нікополь, 2024 р.)

Таблиця 2

Метрики точності моделей машинного навчання для прогнозування LST

Модель	RMSE (°C)	MAE (°C)	R ²	Accuracy (%)	F1-score (%)	Автоматизоване розпізнавання аномалій
Лінійна регресія	3.84	2.91	0.62	81.4	48.2	Ні
SVM	2.76	2.03	0.78	87.9	63.5	Ні
Gradient Boosting	2.41	1.84	0.83	90.2	68.1	Ні
Запропонована	2.12	1.63	0.89	93.1	75.6	Так

Отримані результати свідчать, що класична лінійна регресія демонструє обмежену здатність до відтворення нелінійних залежностей між спектральними та структурними ознаками урбанізованого середовища і температурою земної поверхні. Зменшення RMSE з 3.84 °C до 2.12 °C відповідає покращенню точності на 44.8%. Зростання F1-score з 48.2% до 75.6% свідчить про суттєве підвищення збалансованості між повнотою та точністю виявлення УНІ. Теплові зміни (аномалії) урбанізованої території представлено на рис. 4 та розраховано за критерієм (5):

$$LST > \mu + 1.5\sigma, \tag{5}$$

де μ – середнє значення температури, σ – стандартне відхилення.



Рис. 4. Графік зміни площі теплових островів м. Нікополь (2020-2024 р.)

У 2020–2021 роках аномалії охоплювали 15–30% території та були зосереджені переважно в межах промислових зон. У 2024 році їх частка зросла до 85–90%, що свідчить про зміну просторового розподілу теплових зон від локальних ділянок до майже повного покриття території тепловими аномаліями. Це підтверджує гіпотезу про

зміну теплового режиму після осушення Каховського водосховища. Матриця помилок бінарної класифікації теплових зон (рис. 5) свідчить про низький рівень хибнопозитивних результатів і стабільну ідентифікацію аномальних зон. У 2024 році технологія класифікувала 4215 пікселів як зони міського теплового острова, що забезпечує їх детальну просторову локалізацію.

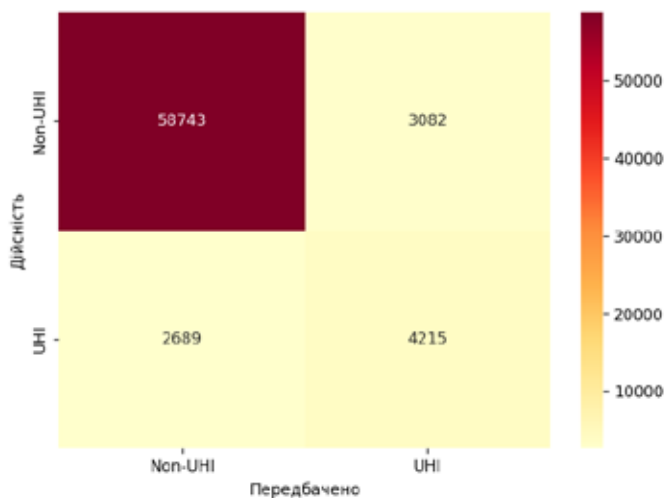


Рис. 5. Матриця помилок бінарної класифікації теплових зон

Висновки

У статті розроблено інформаційну технологію виявлення теплових змін урбанізованих територій на основі супутникових даних та методів машинного навчання, що поєднує регресійне оцінювання температури поверхні з автоматизованим виявленням аномальних зон за допомогою алгоритму Isolation Forest. У межах дослідження сформовано багатовимірний просторовий набір ознак на основі супутникових даних Landsat 8 та Sentinel-2, що включає спектральні індекси, текстурні характеристики та температурні показники. Реалізовано процедуру оцінювання температури земної поверхні та її просторової варіативності з урахуванням структурних особливостей території. Застосування регресійної моделі Random Forest забезпечило точне відтворення просторового температурного поля (RMSE = 2.12 °C; MAE = 1.63 °C; R² = 0.89), що підтверджує ефективність обраної моделі для аналізу супутникових даних для урбанізованих територій. Аналіз залишкових відхилень між фактичними та оціненими значеннями температури дозволив виокремити зони з аномальним тепловим режимом, які інтерпретуються як зони посиленого теплового навантаження.

Практична цінність роботи полягає у створенні інструменту просторово-часового моніторингу теплових змін, який може бути використаний для оцінювання екологічного стану урбанізованих територій, підтримки прийняття управлінських рішень та формування заходів адаптації до зростання теплового навантаження.

Дослідження статті виконано в рамках наукового проєкту «Інтелектуальні технології аналізу просторово-часових змін на аерокосмічних знімках для прийняття рішень в умовах збройної агресії» (номер держреєстрації № 0126U000995), що фінансується Міністерством освіти і науки України за рахунок державного бюджету.

Список використаної літератури

1. Wang W., Yao X., Shu J. Air advection induced differences between canopy and surface heat islands. *Sci. Total Environ.* 2020. Vol. 725. 138120.
2. Sobrino J. A., Irakulis I. A Methodology for Comparing the Surface Urban Heat Island in Selected Urban Agglomerations Around the World from Sentinel-3 SLSTR Data. *Remote Sens.* 2020. Vol. 12. 2052.
3. Hemmatian F., Sohrabi M. K. A survey on classification techniques for opinion mining and sentiment analysis. *Artificial Intelligence Review.* 2019. Vol. 52, No. 3. P. 1495–1545. DOI: 10.1007/s10462-017-9599-6.
4. Meng Q., Zhang L., Sun Z., Meng F., Wang L., Sun Y. Characterizing spatial and temporal trends of surface urban heat island effect in an urban main built-up area: A 12-year case study in Beijing, China. *Remote Sens. Environ.* 2018. Vol. 204. P. 826–837.
5. Каштан В. Ю., Гнатушенко В. В. Інформаційна технологія виявлення контурів лісових пожеж за оптичними супутниковими даними. *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць.* 2023. Вип. 1 (144). С. 3–12. DOI: 10.34185/1562-9945-1-144-2023-01.

6. Liu X., Ming Y., Liu Y., Yue W., Han G. Influences of landform and urban form factors on urban heat island: Comparative case study between chengdu and chongqing. *Sci. Total Environ.* 2022. Vol. 820 (5). 153395. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2022.153395.
7. Каштан В. Ю., Сергеева К. Л., Коробко О. В., Иванов Д. В. Пошук та оцінка островів тепла на цифрових космічних знімках. *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. Дніпро, 2023. Вип. 3 (146). С. 87–98. DOI: 10.34185/1562-9945-3-146-2023-09.
8. Deilami K., Kamruzzaman M., Liu Y. Urban heat island effect: A systematic review of spatio-temporal factors, data, methods, and mitigation measures. *Int. J. Appl. Earth Observation Geoinformation.* 2018. Vol. 67 (5). P. 30–42. DOI: 10.1016/j.jag.2017.12.009.
9. Yu X., Guo X., Wu Z. Land Surface Temperature Retrieval from Landsat 8 TIRS – Comparison between Radiative Transfer Equation-Based Method, Split Window Algorithm and Single Channel Method. *Remote Sens.* 2014. Vol. 6. P. 9829–9852.
10. Zhou L., Yuan B., Hu F., Wei C., Dang X., Sun D. Understanding the effects of 2D/3D urban morphology on land surface temperature based on local climate zones. *Build. Environ.* 2022. Vol. 208 (1). 108578. DOI: 10.1016/j.buildenv.2021.108578.
11. Tanoori G., Soltani A., Modiri A. Machine learning for urban heat island (UHI) analysis: Predicting land surface temperature (LST) in urban environments. *Urban Clim.* 2024. Vol. 55. 101962.
12. Adeniran I. A., Nazeer M., Wong M. S., Chan P. W. An improved machine learning-based model for prediction of diurnal and spatially continuous near surface air temperature. *Sci. Rep.* 2024. Vol. 14. 27342.
13. Каштан В. Ю., Шевцова О. С. Інформаційна технологія попередньої обробки супутникових зображень з використанням згорткової нейронної мережі. *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових робіт*. Дніпро, 2024. Вип. 1 (150). С. 36–50. DOI: 10.34185/1562-9945-1-150-2024-04.
14. Isa M. S., Suharjo S., Kusuma G., Cenggoro T. W. Supervised conversion from Landsat-8 images to Sentinel-2 images with deep learning. *European Journal of Remote Sensing.* 2021. Vol. 54. P. 182–208. DOI: 10.1080/22797254.2021.1875267.
15. Mwangi P., Karanja F., Kamau P., Letema S. Contribution index of land cover and land surface temperature changes in upper hill Nairobi, Kenya. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences.* 2021. Vol. V-3-2021. P. 141–149. DOI: 10.5194/isprs-annals-V-3-2021-141-2021.

References

1. Wang, W., Yao, X., & Shu, J. (2020). Air advection induced differences between canopy and surface heat islands. *Science of the Total Environment*, 725, 138120.
2. Sobrino, J. A., & Irakulis, I. (2020). A methodology for comparing the surface urban heat island in selected urban agglomerations around the world from Sentinel-3 SLSTR data. *Remote Sensing*, 12, 2052.
3. Hemmatian, F., & Sohrabi, M. K. (2019). A survey on classification techniques for opinion mining and sentiment analysis. *Artificial Intelligence Review*, 52(3), 1495–1545. <https://doi.org/10.1007/s10462-017-9599-6>
4. Meng, Q., Zhang, L., Sun, Z., Meng, F., Wang, L., & Sun, Y. (2018). Characterizing spatial and temporal trends of surface urban heat island effect in an urban main built-up area: A 12-year case study in Beijing, China. *Remote Sensing of Environment*, 204, 826–837.
5. Kashtan, V. Yu., & Hnatushenko, V. V. (2023). Informatsiina tekhnolohiia vyiavleniia konturiv lisovykh pozhezh za optychnymy suputnykovymy danyymy [Information technology for detecting forest fire contours using optical satellite data]. *Systemni tekhnolohii. Rehionalnyi mizhvuzivskiyi zbirnyk naukovykh prats*, 1(144), 3–12. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-144-2023-01>.
6. Liu, X., Ming, Y., Liu, Y., Yue, W., & Han, G. (2022). Influences of landform and urban form factors on urban heat island: Comparative case study between Chengdu and Chongqing. *Science of the Total Environment*, 820, 153395. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153395>
7. Kashtan, V. Yu., Serhieieva, K. L., Korobko, O. V., & Ivanov, D. V. (2023). Poshuk ta otsinka ostroviv tepla na tsyfrovyykh kosmichnykh znimkakh [Search and assessment of heat islands on digital satellite images]. *Systemni tekhnolohii. Rehionalnyi mizhvuzivskiyi zbirnyk naukovykh prats*, 3(146), 87–98. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-3-146-2023-09>.
8. Deilami, K., Kamruzzaman, M., & Liu, Y. (2018). Urban heat island effect: A systematic review of spatio-temporal factors, data, methods, and mitigation measures. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 67, 30–42. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.12.009>
9. Yu, X., Guo, X., & Wu, Z. (2014). Land surface temperature retrieval from Landsat 8 TIRS – Comparison between radiative transfer equation-based method, split window algorithm and single channel method. *Remote Sensing*, 6, 9829–9852.

10. Zhou, L., Yuan, B., Hu, F., Wei, C., Dang, X., & Sun, D. (2022). Understanding the effects of 2D/3D urban morphology on land surface temperature based on local climate zones. *Building and Environment*, 208, 108578. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108578>
11. Tanoori, G., Soltani, A., & Modiri, A. (2024). Machine learning for urban heat island (UHI) analysis: Predicting land surface temperature (LST) in urban environments. *Urban Climate*, 55, 101962.
12. Adeniran, I. A., Nazeer, M., Wong, M. S., & Chan, P. W. (2024). An improved machine learning-based model for prediction of diurnal and spatially continuous near surface air temperature. *Scientific Reports*, 14, 27342.
13. Kashtan, V. Yu., & Shevtsova, O. S. (2024). Informatsiina tekhnolohiia poperednoi obrobky suputnykovykh zobrazhen z vykorystanniam zghortkovoï neironnoi merezhi [Information technology of satellite image preprocessing using a convolutional neural network]. *Systemni tekhnolohii. Rehionalnyi mizhvuzivskyi zbirnyk naukovykh robit*, 1(150), 36–50. <https://doi.org/10.34185/1562-9945-1-150-2024-04>.
14. Isa, M. S., Suharjito, S., Kusuma, G., & Cenggoro, T. W. (2021). Supervised conversion from Landsat-8 images to Sentinel-2 images with deep learning. *European Journal of Remote Sensing*, 54, 182–208. <https://doi.org/10.1080/22797254.2021.1875267>
15. Mwangi, P., Karanja, F., Kamau, P., & Letema, S. (2021). Contribution index of land cover and land surface temperature changes in Upper Hill Nairobi, Kenya. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-3-2021, 141–149. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-3-2021-141-2021>

Дата першого надходження статті до видання: 19.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 25.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 07.05.2026