

В.В. Вдовиченко, В.Л. Плєскач

ГЕОІНФОРМАЦІЙНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ СИСТЕМИ НА БАЗІ СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ЦИФРОВОГО МОДЕЛЮВАННЯ МІСЦЕВОСТІ

Статтю присвячено аналізу сучасних підходів до цифрового моделювання рельєфу на основі геоінформаційних інтелектуальних систем і новітніх інформаційних технологій. Висвітлено еволюцію методів моделювання місцевості – від традиційних ГІС-технологій до інтеграції методів штучного інтелекту (GeoAI). Метою дослідження є узагальнення можливостей і переваг застосування штучного інтелекту (машинного та глибинного навчання, комп'ютерного зору) у задачах цифрового моделювання місцевості та визначення перспектив розвитку таких інтелектуальних систем.

Розглянуто можливості застосування керованих алгоритмів машинного навчання (дерева рішень, Random Forest, SVM) для класифікації форм рельєфу та обробки даних дистанційного зондування, а також методів глибинного навчання для автоматичного розпізнавання шаблонів і семантичної сегментації рельєфу. Наведено приклади інтелектуальних ГІС-рішень у різних прикладних сферах: систем моніторингу стійкості схилів із прогнозуванням зсувів, моделей оцінки ризику повеней, військових систем планування місцевості з оптимізацією маршрутів дронів тощо. Основні результати демонструють, що впровадження AI-технологій забезпечує відповідну деталізацію та автоматизацію аналізу рельєфу. Сучасні геоінформаційні інтелектуальні системи здатні поєднувати різномірні дані (LiDAR-сканування, супутникові знімки, дані дронів, наземні сенсори) й оперативно оновлювати цифрові моделі місцевості в режимі реального часу, підтримуючи ухвалення рішень у сфері управління територіями та надзвичайними ситуаціями.

Перспективи розвитку GeoAI вбачаються у подальшому поєднанні різномірних джерел даних, переході від статичних 3D-моделей до динамічних 4D-моделей рельєфу, семантичному збагаченні цифрових моделей (онтології ландшафту, виділення об'єктів) та інтеграції з концепцією цифрових двійників територій. Зроблено висновок, що поєднання традиційних ГІС-засобів із технологіями штучного інтелекту трансформує галузь цифрового моделювання рельєфу, відкриваючи нові горизонти для наукових досліджень і практичного застосування.

Ключові слова: штучний інтелект, комп'ютерний зір, цифрове моделювання місцевості, глибинне навчання, геоінформаційна інтелектуальна система, цифрова модель рельєфу, цифрова модель висот, GeoAI.

Vdovychenko V., Pleskach V.

GEOGRAPHIC INFORMATION INTELLIGENT SYSTEMS BASED ON MODERN INFORMATION TECHNOLOGIES FOR DIGITAL TERRAIN MODELING

The article presents a comprehensive analysis of modern approaches to digital terrain modeling based on intelligent geographic information systems and advanced information technologies. It highlights the evolution of terrain modeling methods — from traditional GIS technologies to the integration of artificial intelligence approaches (the GeoAI concept). The purpose of the study is to generalize the capabilities and advantages of applying artificial intelligence (machine learning, deep learning, and computer vision) to digital terrain modeling tasks and to identify prospects for the development of such intelligent systems.

The study explores the application potential of supervised machine learning algorithms (decision trees, Random Forest, SVM) for landform classification and remote sensing data processing, as well as deep learning methods (CNN) for automatic pattern recognition and semantic terrain segmentation. Examples of intelligent GIS solutions are provided in various applied fields: slope stability monitoring systems with landslide forecasting, flood risk assessment models, and military terrain planning systems with drone route optimization. The main results demonstrate that the implementation of AI technologies enables unprecedented detail and automation in terrain analysis. Modern geospatial intelligent systems are capable of integrating heterogeneous data sources (LiDAR scans, satellite imagery, drone data, ground sensors) and updating digital terrain models in real time, thereby supporting decision-making in land management and emergency response.

The future development of GeoAI is defined by the continued integration of diverse data sources, the transition from static 3D models to dynamic 4D terrain representations, semantic enrichment of digital models (landscape ontologies, object detection), and their integration into the concept of territorial digital twins. It is concluded that the synergy of traditional GIS tools with state-of-the-art artificial intelligence technologies is transforming the field of digital terrain modeling, opening new horizons for scientific research and practical applications.

Keywords: artificial intelligence, computer vision, digital terrain modelling, deep learning, geographic information system, digital elevation model, digital elevation model, GeoAI.

Вступ

Цифрове моделювання місцевості передбачає створення та аналіз цифрових представлень топографії Землі, себто, поверхні, очищеної від об'єктів, для географічного аналізу та візуалізації. Цифрова модель рельєфу (ЦМР, Digital Elevation Model, DEM) зазвичай є тривимірним зображенням земної поверхні без рослинності, будівель та інших об'єктів [1]. Вона відрізняється від цифрової моделі поверхні (ЦМП), яка охоплює будівлі та рослинність, а також від загального терміну «цифрова модель висот» (ЦМВ), що може стосуватись обох типів. Усі ці моделі дозволяють з високою точністю відображати елементи рельєфу, такі як схили, контури та долини [2]. Вони є основою для таких застосувань, як картографування ризиків повеней, проєктування інфраструктури, ландшафтна екологія та військове планування.

Водночас широкого поширення набув підхід GeoAI. Геоінформаційні інтелектуальні системи (ГІС) дедалі частіше інтегрують машинне навчання (МН, Machine Learning, ML) і штучний інтелект (ШІ) для автоматизації складних завдань, які раніше потребували участі експертів. Наприклад, алгоритми розпізнавання шаблонів можуть ідентифікувати геоморфологічні структури (хребти, долини, карстові форми) на основі ЦМВ, а прогностичні моделі — встановлювати зв'язок між характеристиками рельєфу та явищами на кшталт зсувів або властивостей ґрунтів.

Інтеграція ШІ є визначальною для осмислення великого обсягу даних рельєфу. GeoAI «підсилює традиційний геоаналіз та картографування, змінюючи способи розуміння та управління складними системами людина-природа» [3]. У контексті моделювання рельєфу ГІС базуються на здобутках ГІС-науки, поєднуючи

їх із сучасними методами здобуття знань, системами управління знаннями і МН. Вивчення ГІС на базі сучасних ІТ для цифрового моделювання місцевості є важливим кроком до створення нової парадигми просторового аналізу — динамічного, автоматизованого та здатного до прогнозування.

Фундаментальні дослідження

Цифровий аналіз і моделювання рельєфу вже десятиліттями є активною сферою досліджень, що базується на дисциплінах геоморфології, геодезії та комп'ютерних науках [4]. Класичні праці заклали основу представлення й аналізу рельєфу в геоінформаційних системах (ГІС). Зокрема, у праці *Digital Terrain Modeling: Principles and Methodology* опубліковано вагомі висновки, що систематизували основні принципи побудови та аналізу ЦМР [4], [5]. Вагомим внеском у розуміння поверхневих процесів стало застосування ЦМР в гідрології, геоморфології та біології [6].

Дослідження з геоморфометрії (кількісного аналізу рельєфу) [7], зокрема, огляд методів поверхневого аналізу, зробили важливий внесок у розвиток галузі. Закладено основи обчислення параметрів рельєфу — таких як схил, кривизна, водозбірні площі — на основі ЦМВ, які досі є ядром цифрового аналізу місцевості.

Із часом розвиток високоточних просторових даних та обчислювальних технологій суттєво змінив підходи до моделювання рельєфу. Досягнення в дистанційному зондуванні (LiDAR, радар, супутникові знімки високої роздільності) та національні програми збору висотних даних привели до появи великих обсягів багатоджерельної інформації про рельєф.

Відкриті ініціативи урядів і наукових установ забезпечили широкодоступність глобальних ЦМБ високої роздільності. Зараз дослідники мають безпрецедентний доступ до детальних топографічних даних на локальному та глобальному рівнях. Проте цей обсяг інформації створює не лише нові можливості, а й виклики щодо отримання осмислених результатів [4]. Традиційні ГІС (наприклад, ArcGIS від Esri, або open-source GRASS GIS і QGIS) охоплюють потужні інструменти для моделювання рельєфу, однак масштаб і різноманітність сучасних даних часто вимагають інтелектуальніших підходів.

Штучний інтелект і машинне навчання в цифровому моделюванні рельєфу

Сучасні методи ШІ значно розширили інструментарій аналізу в цифровому моделюванні рельєфу. ML та глибинне навчання (ГН, Deep Learning, DL) дозволяють автоматизувати виділення ознак і здійснювати прогнозне моделювання, доповнюючи класичні фізико-математичні ГІС-підходи.

Методи машинного навчання

Керовані алгоритми МН, такі як дерева рішень, Random Forest, метод опорних векторів (SVM) та ансамблеві методи, успішно застосовують до геопросторових даних рельєфу. Ці підходи дозволяють виявляти взаємозв'язки між рельєфними характеристиками (нахил, кривизна, тип ґрунту тощо) та цільовими явищами, часто природного чи геоморфологічного характеру.

Одним з прикладів корисного виявлення таких взаємозв'язків між рельєфними характеристиками є система моніторингу стійкості схилів. Вона використовує Python-платформу Pastas для прогнозу водовмісту та тиску порогу, а також моделі Random Forest, що була навчена на щоденних гідрометеорологічних даних, і поліноміальну регресію для оцінки коефіцієнта безпеки (FoS). Результати щодня автоматично обробляють, візуалізують в реаль-

ному часі та надсилаються на платформу NGI Live [8]. Результати моделі оцінено шляхом порівняння прогнозованих значень коефіцієнта стійкості схилу (FoS), отриманих за допомогою підходу на основі даних, із розрахованими значеннями FoS у GeoStudio для тестової та валідаційної вибірок з використанням коефіцієнта детермінації (R^2) та середньоквадратичної помилки (RMSE).

Нижче наведена формула для розрахунку коефіцієнта детермінації та середньоквадратичної помилки.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(y_i - v_i)^2}{\sum(y_i - \varphi)^2} \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum(y_i - v_i)^2}{n}},$$

де y_i — спостережуване значення, v_i — прогнозоване значення, а φ — середнє значення серед n спостережуваних значень.

У табл. 1 подано оцінювання ефективності прогнозів FoS на основі моделей МН. Жирним виділено найкращий результат для кожної моделі.

Таблиця 1.

Оцінювання ефективності прогнозів FoS на основі моделей МН.

Data-driven model	Dataset	Test		Validation	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
PR	Group 1	0.973	0.018	0.770	0.018
	Group 2	0.925	0.031	-3.280	0.116
	Group 3	0.966	0.018	0.910	0.020
RF	Group 1	0.975	0.016	0.828	0.015
	Group 2	0.999	0.004	0.135	0.052
	Group 3	0.978	0.014	0.782	0.032

У разі перевищення критичних порогів (рис. 1) система інформує адміністраторів. Рішення стало результатом успішної інтеграції інженерних, природничих і комп'ютерних наук.

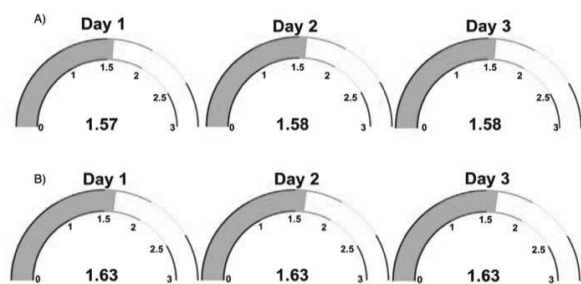


Рис. 1. Приклади вихідних прогнозованих значень: А) FoS, прогнозованого за допомогою поліноміальної регресії (PR), В) FoS, прогнозованого за допомогою Random Forest (RF). Джерело: [8].

ML також широко застосовується для класифікації рельєфу або типів земної поверхні на основі даних дистанційного зондування. Об'єктно-орієнтований аналіз зображень у ГІС часто використовує ML для розпізнавання особливостей місцевості. Метод опорних векторів і випадкові ліси застосовують для класифікації хмар точок LiDAR на точки ґрунту й неґрунту або для поєднання LiDAR з мультиспектральними знімками з метою створення карт земної поверхні [9]. Такі класифікації є критичними для створення ЦМР (вилучення «оголеної» поверхні шляхом видалення дерев і будівель) та для генерації тематичних карт — геоморфологічних, ґрунтових тощо.

Ще одним напрямом є регресійні й прогностичні задачі на основі рельєфних даних. Наприклад, моделі можуть оцінювати безперервні величини, як-от вологість ґрунту, біомасу чи мікроклімат, з огляду на рельєфні характеристики (висота, нахил, експозиція). У точному землеробстві поєднання рельєфних даних із сенсорними вимірами дозволяє моделювати врожайність або оптимізувати зрошення. Здатність ML моделювати нелінійні залежності робить його надзвичайно ефективним для подібних задач, пов'язаних із довкіллям.

Інші підходи, засновані на знаннях, зокрема, нечітка логіка чи експертні системи, також використовувались у минулому для аналізу рельєфу. Наприклад, нечіткі логічні системи дозволяли комбінувати кілька тематичних шарів (нахил, геологія, земне покриття) у єдиний індекс зсувонебезпеки, відображаючи

експертні уявлення про вплив кожного чинника. Попри те, що нині ці методи менш поширені порівняно зі статистичним ML чи DL, саме вони стали одними з перших прикладів застосування ШІ в ГІС і проклали шлях до сучасних підходів, заснованих на даних.

Глибинне навчання та комп'ютерний зір

Поява DL, особливо згорткових нейронних мереж (convolutional neural network, CNN), відкрила нові горизонти в цифровому моделюванні рельєфу. CNN справляються з розпізнаванням шаблонів у ґридіваних (растрових) даних, що робить їх особливо ефективними для аналізу ЦМВ або зображень. Одним із ключових застосувань є семантична сегментація рельєфу, коли кожен піксель або клітинка матриці класифікується за типом форми рельєфу або земної поверхні.

У 2023 році було продемонстровано ефективність підходу, застосувавши глибоку згорткову мережу (Fully Convolutional Network) з архітектурою ResNet для класифікації форм рельєфу на основі ЦМВ з роздільністю 30 м [10]. Модель виконувала піксельну сегментацію висотних даних на геоморфологічні класи (наприклад, гори, пагорби, рівнини).

Модель навчалась безпосередньо на «сирих» ЦМВ — додавання похідних шарів, як-от нахил чи кривизна, суттєво не покращувало точність. Метриками оцінки, використаними в цьому експерименті, були Pixel Accuracy (PA) та Mean Intersection over Union (MIoU). Для класифікації форм рельєфу за допомогою моделі FCN-ResNet було обрано п'ять факторів рельєфу, а саме: DEM, нахил (slope), RDLS, hill-shade (тіньовий рельєф) та кривизна поверхні (surface curvature) [10]. Нижче наведено формулу для розрахунку згаданих метрик.

$$PA = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}}$$

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}},$$

де припускаючи наявність k класів, визначаємо:

- p_{ii} — істинно позитивні значення (True Positives, TP),
- p_{ij} — хибно позитивні значення (False Positives, FP),
- p_{ji} — хибно негативні значення (False Negatives, FN).

Порівняльну характеристику метрик різних факторів рельєфу подано у табл.2.

Таблиця 2.

Порівняльна характеристика метрик різних факторів рельєфу

Фактор рельєфу	Похибка	PA	MIoU
DEM / ЦМР	0.0482	79.80	68.49
Slope / нахил	0.0374	79.23	67.53
Hillshade / тінювий рельєф	0.0337	79.52	68.00
RDLS	0.0388	79.96	68.64
Curvature	0.0756	75.83	63.69
DEM + Slope + Hillshade	0.0244	80.91	69.76
DEM + Hillshade + Curvature	0.0281	80.52	69.24
DEM + RDLS + Hillshade	0.0257	81.18	70.14

PA та MIoU є поширеними метриками для семантичної сегментації, і їхнє обчислення базовано на матрицях плутанини (confusion matrices), що свідчить про здатність CNN автоматично виявляти багатомасштабні рельєфні особливості, які раніше здобувалися через спеціально розроблені індекси. Таким чином, DL демонструє великий потенціал для автоматизованої класифікації форм рельєфу та є потужним інструментом геоморфології.

DL також сприяє розвитку виявлення та виділення об'єктів рельєфу. CNN-моделі для розпізнавання об'єктів можна навчити ідентифікувати конкретні геоморфологічні структури на ЦМВ або супутникових зображеннях. Наприклад, є моделі, які виявляють зсуви на картах схилів або

ідентифікують руслові мережі на ЦМР за допомогою глибоких нейронних мереж. Особливо показовим є підхід об'єднання різних джерел даних у ГН.

У 2021 році було розроблено GeoAI-конвеєр, який поєднував супутникові знімки з ЦМР у єдиній моделі для розпізнавання природних об'єктів [11]. Було застосовано, як злиття на рівні даних (стекування каналів зображення та ЦМР), так і злиття ознак всередині CNN, щоб навчити модель одночасно зображувальній і висотній інформації, що покращило якість виявлення об'єктів (наприклад, річок або хребтів), на відміну від використання лише одного джерела.

Ще один напрям — підвищення якості ЦМР за допомогою DL. Для побудови точних моделей рельєфу необхідно фільтрувати негрунтові об'єкти (дерева, будівлі) з хмар точок, зокрема, LiDAR. Традиційні фільтри (морфологічні операції, порогові значення схилу) часто не справляються у складних умовах. DL-мережі можуть навчатися на прикладах розрізняти ґрунтові та неґрунтові точки. У 2024 році було запропоновано глибоку енкодер-декодерну мережу для виявлення та усунення об'єктів, розташованих над землею, у хмарах точок LiDAR [12]. Модель захоплює багатомасштабні ознаки та поєднує локальний і глобальний контекст для кращої ідентифікації. Результати показали, що підхід перевершує класичні методи фільтрації за точністю та надійністю.

Аналогічно моделі суперрезолюції на основі DL використовуються для підвищення просторової роздільності ЦМР — наприклад, перетворення даних з роздільністю 30м на 5м, навчаючись від детальніших зразків [13], [14]. Результати показали, що ця трансформерна мережа забезпечує найкращі показники за всіма метриками, зокрема середньоквадратичною похибкою (RMSE) для висоти, нахилу, експозиції та кривизни, доводячи, що мережі на базі Transformer мають перевагу над CNN та GAN у навчанні рельєфних ознак цифрових моделей висот.

До цифрового моделювання рельєфу долучають й інші методи комп'ютерного зору, не пов'язані безпосередньо з CNN.

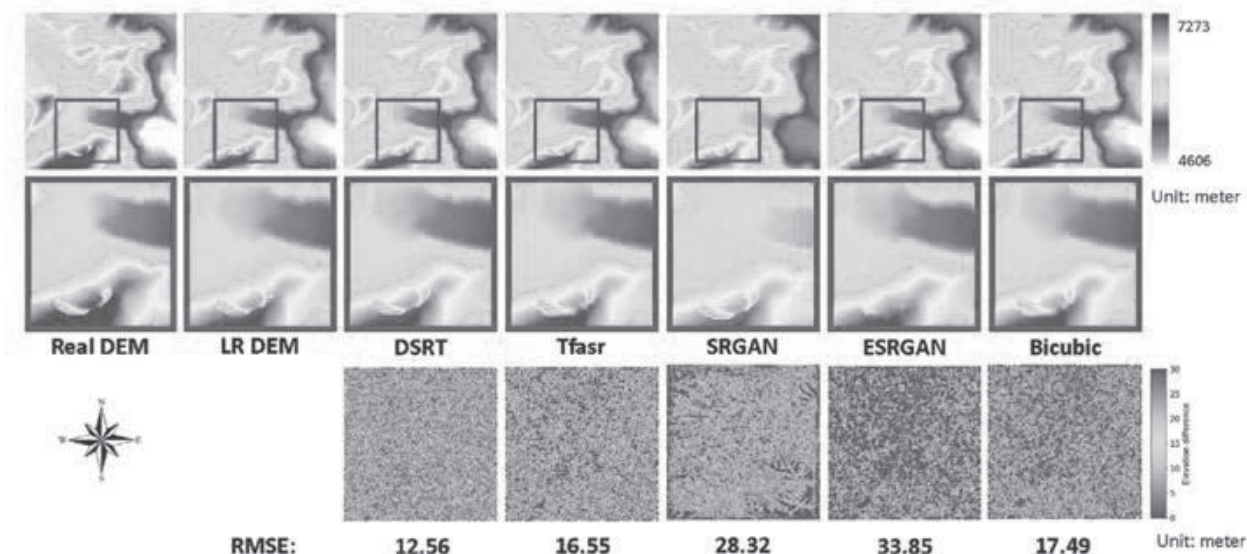


Рис. 2. Оцінка продуктивності на прикладі ЦМВ Гімалаїв з роздільністю 512×512 , що згенеровані різними методами, та відмінності їх висот. Джерело: [13].

Наприклад, фотограмметричні алгоритми типу Structure-from-Motion (SfM), хоча й не належать до ML, використовують комп'ютерний зір для побудови 3D-хмар точок та ЦМР із знімків, отриманих з БПЛА або літаків. Багато сучасних фотограмметричних конвеєрів вже інтегрують ШІ на етапі поєднання зображень або фільтрації точок. Наприклад, відповідність ключових точок у SfM можна покращити за допомогою дескрипторів, створених нейронними мережами, що підвищує надійність роботи в складних ландшафтах.

Також досліджуються генеративні змагальні мережі (GAN), які можуть створювати реалістичні поверхні рельєфу або заповнювати пропуски в ЦМР — хоча цей напрям поки залишається нішевим.

У цілому, ГН та комп'ютерний зір дозволили перейти від ручного, експертного картографування до автоматизованого аналізу рельєфу — виявлення шаблонів, аномалій та змін у топографії з мінімальним втручанням людини.

Сучасні тенденції та виклики

Інтеграція та консолідація даних та інтеграція з багатьох джерел

Однією з провідних тенденцій є інтеграція різнорідних геопросторових даних

для створення інформативніших моделей рельєфу. Жоден сенсор не дає повної картини, приміром LiDAR дозволяє точно фіксувати мікрорельєф під кронами дерев, оптичні зображення — забезпечують спектральний контекст, радар — «бачить» крізь хмари, а наземні сенсори додають точкові вимірювання. Сучасні ГПС поєднують ці джерела, щоб максимально використати їхні переваги.

Як зазначено вище, у фреймворку GeoAI було поєднано знімки високої роздільності з ЦМР у моделі ГН що дало змогу навчатись на обох типах даних одночасно [11]. Така мультиджерельна інтеграція суттєво покращує виявлення та класифікацію об'єктів рельєфу. Подібні підходи застосовують у створенні цифрових мозаїк висот, які поєднують LiDAR, ЦМР з фотограмметрії та глобальні моделі для узгодженості й заповнення прогалів.

Проте реалізація безшовного об'єднання супроводжується низкою викликів: дані мають різну роздільність, системи координат і рівень шумів. ГПС мають вирішувати задачі спільної геоприв'язки, узгодження роздільностей і зважування даних. Перспективним напрямом є адаптивне об'єднання за допомогою ML або трансферне навчання, коли знання з регіонів із насиченими даними (наприклад, з LiDAR-зондуванням) застосовуються до малодо-

сліджених територій (наприклад, лише з супутниковими ЦМР) [18], [19]. Об'єднання також розширюється на атрибутивні дані, наприклад, поєднання рельєфу з ґрунтовими картами чи земним покривом для створення комплексних ландшафтних моделей. Водночас важливо уникати поширення похибок одного джерела на всю модель, що робить цю сферу постійним предметом досліджень.

Обробка в реальному часі та великі дані

З удосконаленням технологій зондування й комунікаційних мереж зростає попит на моделі рельєфу, які оновлюються в реальному або майже реальному часі. БПЛА здатні за лічені хвилини отримати зображення чи LiDAR-дані місцевості, а мережі сенсорів IoT безперервно передають екологічні параметри, що відкриває можливості для створення динамічних моделей рельєфу, які автоматично оновлюються за надходженням нових даних, наприклад, оновлення карти затоплення на основі зростання рівня води, зафіксованого дощомірами.

Одна з тенденцій — це розроблення ГПС, здатних обробляти геопросторові великі дані «на льоту». Хмарні обчислення й розподілені ГПС-архітектури (наприклад, сервіси зображень або мапи на тайлах) є основними рушіями, що дозволяють масштабувати задачі аналізу. Наприклад, *Esri*

World Elevation Services надає онлайн-доступ до глобальних ЦМР і підтримує динамічні функції, приміром, побудова профілів висоти чи тіньового рельєфу [20]. Шари висот, доступні в ArcGIS Online від *Esri*, зображено на рис. 3.

Також використовується потокова розподілена обробка, де моделюється стійкість схилів з інтеграцією даних від сенсорів (опаді, вологість ґрунту тощо) з прогнозуванням на три доби вперед [15]. Автоматизовані пайплайни збирають дані, оновлюють геотехнічну модель і генерують прогноз стійкості схилів, що дозволяє своєчасно реагувати на потенційні обвали.

Водночас реальна обробка даних ГПС має низку технічних викликів. Дані рельєфу часто дуже обсяжні (хмари точок LiDAR можуть містити мільярди точок), тому алгоритми потребують оптимізації через GPU-прискорення або багаторівневі структури даних. Іноді використовуються спрощені або сурогатні моделі для швидких оцінок. Інша проблема — затримки даних і їхня синхронізація: потоки сенсорів можуть мати різні частоти та часові мітки, які потрібно узгоджувати.

Незважаючи на складнощі, попит на геопросторову інтелектуальну обробку в реальному часі зростає, особливо для реагування на надзвичайні ситуації, де актуальна інформація про рельєф має вирішальне значення.

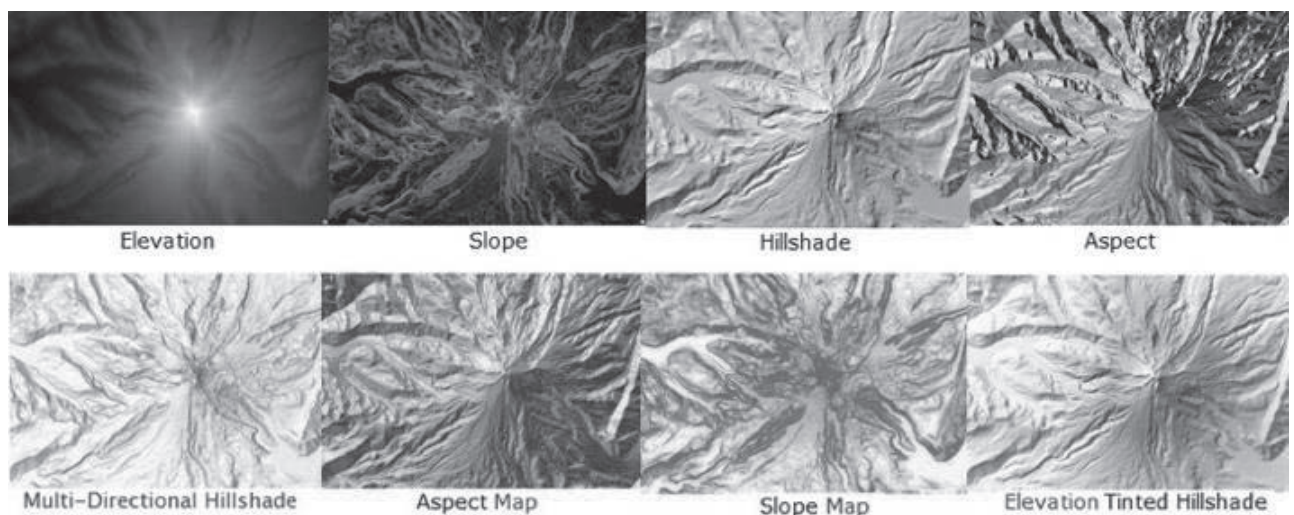


Рис. 3. Шари висот, доступні в ArcGIS Online від *Esri*. Джерело: [20]

Семантична сегментація та виділення об'єктів

У міру розвитку методів ШІ спостерігається чітка тенденція до уточнення трактування поняття рельєф через семантичну сегментацію та автоматичне виділення об'єктів. Замість того, щоб створювати модель «оголеної» поверхні, фахівці прагнуть автоматично інтер-претувати значення форм рельєфу. Йдеться про виокремлення одиниць ландшафту (рівнини, долини, хребти), виявлення гідрологічних об'єктів (русло, басейн), а також ідентифікацію антропогенних структур (дамби, насипи доріг тощо).

Базовим методом, що дозволяє реалізувати цей підхід, є семантична сегментація ЦМР або ортофотознімків на основі ГН [10]. Кожна клітинка (піксель) у таких моделях маркується певним класом (наприклад, вода, ліс, забудова, тип ґрунту), що перетворює «сірі» дані на інформаційно насичені карти. Наприклад, сегментація дозволяє розрізнити вкриту рослинністю місцевість і відкритий ґрунт, що є важливим, як для екології, так і для точного формування ЦМР. Також такі моделі можуть виявляти пласкі заплавні ділянки, на відміну від крутих схилів, що використовується у моделях затоплення або ерозії. Приклад сегментації рельєфу зображено на рис. 4.

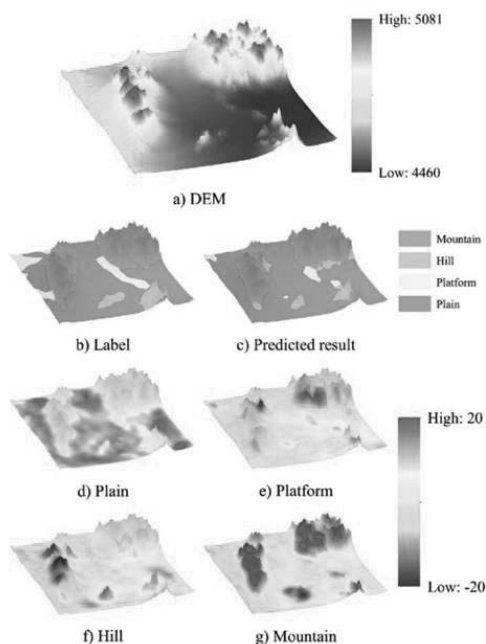


Рис. 4. Приклад сегментації рельєфу.
Джерело: [10]

Однією з головних проблем цього підходу є необхідність у якісних навчальних даних, тобто створення валідних датасетів із підписаними класами рельєфу або поверхні, що є трудомістким і часто вимагає участі експертів (наприклад, щоб чітко визначити межу долини). Останні розробки спрямовані на застосування некерованого навчання або самонавчання на великих неанотованих ЦМР, щоб моделі могли спершу навчатися загального представлення рельєфу, а потім «підлаштовуватись» під конкретні задачі.

Інший важливий аспект семантичного аналізу — це виділення окремих об'єктів або структур із даних рельєфу. Приклади охоплюють автоматичне картографування зсувів на основі ЦМР, пошук карстових западин або воронок, а також виявлення штучних елементів, таких як насипи доріг або виїмки. Традиційні ГІС-підходи часто передбачали ручну векторизацію або застосування загальних фільтрів (наприклад, порогових значень кривизни для пошуку вглиблень). Сучасні ГІС використовують алгоритми виявлення об'єктів (наприклад, регіональні CNN), щоб автоматично знаходити ці особливості.

Основним викликом у цьому контексті є стійкість моделей до змін умов — природний рельєф дуже варіативний, і зсуви, зокрема, можуть мати різний вигляд залежно від геології чи рослинного покриву. Отже, моделі, натреновані на одному регіоні, можуть не узагальнюватись на інші без залучення великої кількості різноманітних тренувальних даних або адаптації до нових доменів. Незважаючи на це, тренд є очевидним: автоматизація виділення об'єктів рельєфу поступово замінює питання «яка тут висота» на питання «що це за форма рельєфу», відкриваючи шлях до глибшого розуміння простору в автоматизованому режимі.

Інтеграція з IoT та БПЛА

БПЛА та сенсори Інтернету речей (IoT) докорінно змінюють підходи до збору та використання даних рельєфу. Особливо потужним інструментом для локального моделювання місцевості стала технологія дронів. БПЛА, оснащені камерами або Li-

DAR, можуть оперативно обстежувати території й створювати високоточні ЦМР з роздільністю до сантиметрів чи дециметрів. Все більше інженерів і науковців використовують дрони для знімання топографічних даних і оперативного оновлення моделей рельєфу [16]. Концептуальне представлення застосування дронів та ГІС в управлінні розумними містами подано на рис.5.

Водночас виникають виклики: необхідність обробки великих обсягів зображень, забезпечення точності через наземні контрольні точки, а також проблема оклюзії (дрон не «бачить» під густим лісом, тому іноді потрібні LiDAR-дрони або наземне доповнення).

Інтеграція IoT-сенсорів є джерелом істинності даних для ГІС моделювання рельєфу. Сенсори IoT — це такі як приймачі GNSS, тискоміри, екологічні сенсори, що забезпечують постійні точкові вимірювання, пов'язані з рельєфом. Наприклад, мережа GPS-сенсорів на зсувонебезпечному схилі може фіксувати мікрорухи ґрунту. Датчики рівня води вздовж річки здатні передавати дані до моделі затоплення на основі ЦМР. Таким чином, ЦМР стає частиною динамічної системи моніторингу даних. Прикладом є цифровий двійник стійкості схилів, у якому гідрологічні IoT-сенсори передають дані до моделі, яка з урахуванням геометрії рельєфу прогнозує зсуви. У цій системі вебсервіс щоденно автоматично отримує сенсорні дані та запускає модель стійкості, демонструючи тісну інтеграцію IoT та аналізу рельєфу [15].

Основні виклики інтеграції IoT і БПЛА — це різномірність даних і складність побудови узгоджених систем. IoT-сенсори генерують часові ряди (наприклад, рівень води в часі), а ЦМР — просторові дані. Для поєднання необхідні просторово-часові моделі — наприклад, прив'язка кількості опадів до ЦМР для обчислення шляхів стікання. Необхідно забезпечити інтер-операбельність, зокрема, узгодження часових міток, координат сенсорів тощо. Також важливим є контроль якості: сенсори можуть виходити з ладу, потребувати фільтрації або калібрування перед використанням у моделюванні.

Попри складнощі, інтеграція даних із сенсорів з ЦМР відкриває шлях до створення адаптивних ГІС, зокрема, систем раннього попередження про природні катастрофи чи інфраструктури «розумного міста», що реагує на зміну довкілля в реальному часі.

Інші виклики

Окрім описаних вище тенденцій, сфера інтелектуального моделювання рельєфу стикається з низкою загальних проблем, які залишаються актуальними. Однією з них є якість даних і невизначеність. Вища роздільна здатність не гарантує вищої точності. Набори рельєфних даних можуть містити похибки — шумові відгуки LiDAR, артефакти інтерполяції, порожні області в ЦМР. ГІС мають вміти враховувати ці похибки. Частина досліджень спрямована на кількісну оцінку та поши-

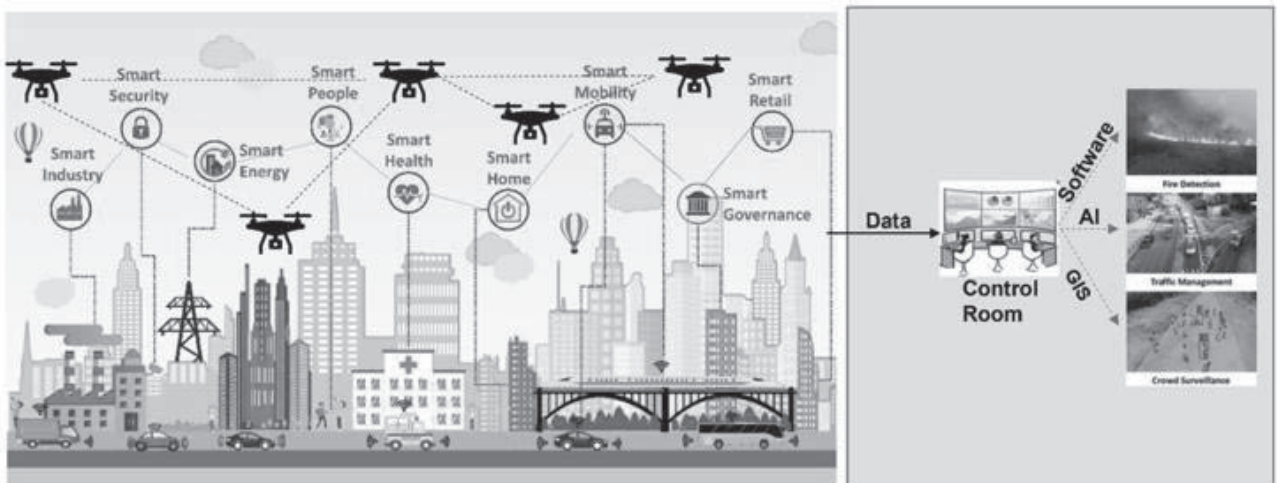


Рис. 5. Концептуальне представлення застосування дронів та ГІС в управлінні розумними містами. Джерело: [16]

рення невизначеності в аналізі рельєфу, зокрема, використання ансамблів варіантів ЦМР у гідромодельованні для оцінки варіативності результатів. Самі ж моделі ШІ також мають внутрішню невизначеність, тому зростає інтерес до пояснюваного ШІ (explainable AI) та оцінки довіри до результатів GeoAI — наприклад, наскільки можна покладатися на автоматично виявлений елемент рельєфу.

Ще один значний виклик — це масштабованість та зберігання. Високоточні ЦМР для великих територій породжують колосальні обсяги даних (терабайти). Для їх збереження й оброблення використовують просторові бази даних та хмарні сховища, але обмеження за вартістю та продуктивністю залишаються. Визначальними стають методи стиснення даних, рівневої деталізації (Level of Detail, LOD), наприклад, потокове відображення багаторівневих сіток для візуалізації та ефективної індексації (квадродерева чи октодерева для рельєфу). Просторові БД (наприклад, PostGIS, Oracle Spatial) забезпечують просторову індексацію (R-дерева) для швидкого пошуку рельєфом, а також зберігають растрові ЦМР у тайловому вигляді для оброблення великих територій.

Однак інтеграція таких баз даних із AI-пайплайнами перебуває нині в процесі розвитку, тобто, часто дані необхідно експортувати й обробляти в середовищах на кшталт Python, що додає затримки й нових обчислювальних витрат. Перспективною вважається тісніша інтеграція, як-от, вбудоване навчання моделей безпосередньо всередині БД, що може зменшити накладні витрати.

Також важливим є питання сумісності даних і застосування міжнародних стандартів. Геоінформаційна спільнота широко використовує стандарти (OGC, ISO) для форматів даних і вебсервісів. Для того щоб ГПС моделювання рельєфу стали частиною наявної інфраструктури ГПС, важливо забезпечити їхню інтероперабельність, зокрема, підтримку стандартних форматів ЦМР, вебкартографічних сервісів тощо. Ініціативи на кшталт Sensor Web Enablement (для IoT-сенсорів) та стандарти 3D-рельєфу від OGC спрямовано саме на

забезпечення цієї сумісності. Попри ці виклики, вектор розвитку галузі чітко спрямовано у бік інтегрованих, автоматизованих та ГПС моделювання місцевості. Поєднання гетерогенних джерел даних, потужних алгоритмів ШІ та зв'язку в реальному часі відкриває нові можливості, які раніше здавались неможливими.

Висновки та перспективи

Цифрове моделювання рельєфу еволюціонувало від вузькоспеціалізованої задачі в межах ГПС до динамічної міждисциплінарної галузі на перетині геонаук, ШІ та IT-інфраструктури. Нині ГПС здатні будувати й аналізувати моделі рельєфу з небаченою деталізацією й автоматизацією. Сучасні методи МН та ГН застосовують до рельєфних даних, забезпечуючи, автоматичну класифікацію форм рельєфу, інтеграцію даних із різних сенсорів, прогнозування ризиків у реальному часі тощо.

Актуальні тренди вказують на інтеграцію даних, тобто поєднання різномірних джерел (супутникові, аерофото, наземні сенсори); комбінування фізичних та data-driven моделей; інтеграцію аналізу рельєфу до систем підтримки ухвалення рішень (наприклад, платформи управління містом або реагування на надзвичайні ситуації).

Перспективні напрями розвитку ГПС. Вища роздільна здатність і великі геодані

З розвитком сенсорних технологій (щільніші LiDAR-сканування, супутникові системи, постійний моніторинг із дронів) рельєфні дані ставатимуть обсяжнішими та точнішими. Для оброблення таких обсягів потрібні нові рішення у сфері керування даними, зокрема, використання ШІ всередині БД чи обчислення на периферії (edge computing).

Моделювання рельєфу в реальному часі у 4D

Потенційно, моделювання можна здійснювати на різних типах даних: від статичних моделей до динамічних 4D-моделей, що враховують зміну рельєфу в часі. Наприклад, модель русла річки, яка оновлюється в реальному часі залежно від пе-

реміщення наносів. 3D-моделі, здатні прогнозувати зміни рельєфу (наприклад, прибережну ерозію в умовах змін клімату), стануть особливо цінними.

Поглиблене семантичне розуміння рельєфу

Є потенціал для перетворення моделей рельєфу з геометричних у семантичні (цифрове знання про ландшафт), що може охоплювати онтології форм рельєфу та застосування 3D, який пов'язує рельєф з екологічними або антропогенними процесами.

Інтеграція з ініціативами цифрових двійників

Багато урядів і компаній створюють цифрові двійники фізичних середовищ. Рельєф є базовим шаром такого двійника, а ГПС можуть стати «двигунами» цього шару, синхронізуючи його з реальністю через сенсори та дозволяючи моделювати сценарії для планування й управління. ГПС для цифрового моделювання рельєфу стають незамінними інструментами для вирішення реальних задач — від підвищення стійкості міст до надзвичайних ситуацій, до військових операцій і збереження природного середовища. Спираючись на теоретичну основу ГПС і використовуючи AI-технології, ці системи перетворюють сирі висотні дані на прикладну інформацію. Подальші наукові дослідження та розробки, особливо співпраця між геоінформатиками та фахівцями з 3D/Data Science, ще більше розширять можливості моделювати й розуміти земну поверхню.

Отже, цифрове моделювання рельєфу нині перебуває на перетині геонаук, інформаційно-комунікаційних технологій і 3D, формуючи міждисциплінарну парадигму просторового аналізу. ГПС здатні не лише точно моделювати місцевість, а й автоматично класифікувати її елементи, інтегрувати багатоджерельні дані, здійснювати прогнозування ризиків і ухвалення рішень у режимі реального часу. Зазначимо, що актуальні напрями розвитку вказаних досліджень охоплюють, зокрема, збільшення точності й обсягів геоданих; перехід до динамічних 4D-моделей; семантичне тлумачення рельєфу; впровадження цифрових

двійників територій тощо. Використання AI у ГПС сприяє трансформації рутинного аналізу в автоматизовані, інтероперабельні системи підтримки рішень, що мають прикладне значення у містобудуванні, екології, обороні, управлінні надзвичайними ситуаціями. Подальший розвиток ГПС залежатиме від синергії між геоінформатиками, фахівцями з даних і розробниками 3D.

References

1. NASA Earthdata. (n.d.). *Digital Elevation / Terrain Model (DEM)*. Retrieved from <https://www.earthdata.nasa.gov/topics/land-surface/digital-elevation-terrain-model-dem>
2. Satpalda. (2024). *The Role of Digital Terrain Models in Modern Geospatial Analysis*. Retrieved from <https://satpalda.com/the-role-of-digital-terrain-models-in-modern-geospatial-analysis/>
3. Yongze Song, Margaret Kalacska, Mateo Gašparović, Jing Yao, Nasser Najibi, Advances in geocomputation and geospatial artificial intelligence (GeoAI) for mapping, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 120, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103300>.
4. Sofia, Giulia, Anette Eltner, Efthymios Nikolopoulos, and Christopher Crosby. 2019. "Leading Progress in Digital Terrain Analysis and Modeling" *ISPRS International Journal of Geo-Information* 8, no. 9: 372. <https://doi.org/10.3390/ijgi8090372>
5. Li, Z., Zhu, C., & Gold, C. (2004). *Digital Terrain Modeling: Principles and Methodology* (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780203357132>
6. Moore, I.D., Grayson, R.B. and Ladson, A.R. (1991), Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological, and biological applications. *Hydrol. Process.*, 5: 3-30. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360050103>
7. Tomislav Hengl, Hannes I. Reuter, *Geomorphometry: Concepts, Software, Applications* http://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Geomorphometry:+Concepts,+Software,+Applications&author=Hengl,+T.&author=Reuter,+H.I.&publication_year=2008
8. Luca Piciullo, Minu Treasa Abraham, Ida Norderhaug Drøsdal, Erling Singstad Paulsen, An operational IoT-based slope stability forecast using a digital twin, *Environmental Modelling & Software*, Volume 183, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.106228>.

9. Sizhe Wang, Wenwen Li. GeoAI in terrain analysis: Enabling multi-source deep learning and data fusion for natural feature detection, 2021, Computers, Environment and Urban Systems, p. 101715, <https://doi.org/10.1016/j.compenvurb-sys.2021.101715>
10. Yang, Jiaqi & Xu, Jun & Lv, Yunshuo & Zhou, Chenghu & Zhu, Yunqiang & Cheng, Weiming. (2023). Deep learning-based automated terrain classification using high-resolution DEM data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 118. 103249. [10.1016/j.jag.2023.103249](https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103249)
11. Wang, Sizhe & Li, Wenwen. (2021). GeoAI in terrain analysis: Enabling multi-source deep learning and data fusion for natural feature detection. *Computers, Environment and Urban Systems*. 90. 101715. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurb-sys.2021.101715>
12. Luo, Wenjun & ma, Hongchao & Yuan, Jialin & Zhang, Liang & Ma, Haichi & Cai, Zhan & Zhou, Weiwei. (2023). High-Accuracy Filtering of Forest Scenes Based on Full-Waveform LiDAR Data and Hyperspectral Images. *Remote Sensing*. 15. 3499. <https://doi.org/10.3390/rs15143499>
13. Zhuoxiao Li, Xiaohui Zhu, Shanliang Yao, Yong Yue, Ángel F. García-Fernández, Eng Gee Lim, Andrew Levers, A large scale Digital Elevation Model super-resolution Transformer, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 124, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103496>
14. Yu, Jie & Li, Yangtenglong & Bai, Xuan & Yang, Ronghao & Cui, Mengxue & Wu, Haohao & Li, Zheng & Su, Fangzheng & Li, Ze & Liang, Taohuai & Yan, Hongliang. (2025). A DEM super resolution reconstruction method based on normalizing flow. *Scientific Reports*. 15. 10681. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-94274-w>
15. TheHut-Nexus. 2024. "An Operational IoT-Based Slope Stability Forecast Using a Digital Twin." *TheHut-Nexus*. Accessed May 2, 2025. <https://thehut-nexus.eu/an-operational-iot-based-slope-stability-forecast-using-a-digital-twin/>
16. Quamar, Md Muzakkir, Baqer Al-Ramadan, Khalid Khan, Md Shafiullah, and Sami El Ferik. 2023. "Advancements and Applications of Drone-Integrated Geographic Information System Technology—A Review" *Remote Sensing* 15, no. 20: 5039. <https://doi.org/10.3390/rs15205039>
17. NATO Science and Technology Organization. (2007). *RTO-TR-SET-118: Terrain Characterization for Military Operations in Urban Terrain*. Retrieved from [https://www.sto.nato.int/publications/STO Technical Reports/RTO-TR-SET-118/\\$STR-SET-118-ALL.pdf](https://www.sto.nato.int/publications/STO%20Technical%20Reports/RTO-TR-SET-118/$STR-SET-118-ALL.pdf)
18. Maxwell, A. E., Odom, W. E., Shobe, C. M., Doctor, D. H., Bester, M. S., & Ore, T. (2023). Exploring the influence of input feature space on CNN-based geomorphic feature extraction from digital terrain data. *Earth and Space Science*, 10, e2023EA002845. <https://doi.org/10.1029/2023EA002845>
19. Ruiz-Lendínez, Juan J., Francisco J. Ariza-López, Juan F. Reinoso-Gordo, Manuel A. Ureña-Cámara, and Francisco J. Quesada-Real. 2023. "Deep Learning Methods Applied to Digital Elevation Models: State of the Art." *Geocarto International* 38 (1). <https://doi.org/10.1080/10106049.2023.2252389>
20. Esri. (2023). Introducing Esri's World Elevation Services. Retrieved from <https://www.esri.com/arcgis-blog/products/analytics/analytics/introducing-esri-world-elevation-services>

Одержано: 10.05.2025

Внутрішня рецензія отримана: 18.05.2025

Зовнішня рецензія отримана: 22.05.2025

Про авторів:

Плескач Валентина Леонідівна,
доктор економічних наук,
кандидат технічних наук.
<http://orcid.org/0000-0003-0552-0972>

Вдовиченко Владислав Володимирович,
аспірант факультету інформаційних
технологій
<http://orcid.org/0009-0005-0231-2299>.

Місце роботи авторів:

^{1,2} Факультет інформаційних технологій
Київського національного університету
імені Т.Шевченка
v.pleskach64@gmail.com