




М. І. Гуреї

*Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
м. Івано-Франківськ, Україна*

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-2157-8951> – М. І. Гуреї

 mykhailo.gurei@gmail.com

ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ҐРУНТІВ У ТЕХНОГЕННО НАВАНТАЖЕНИХ ТЕРИТОРІЯХ ПРИКАРПАТСЬКОГО РЕГІОНУ

Проблема. Техногенне навантаження у Прикарпатському регіоні формується під впливом теплоенергетичних об'єктів, золовідвалів, гірничопромислових майданчиків, нафтогазової інфраструктури та урбанізованих територій, що зумовлює багатofакторні ризики деградації ґрунтів, потребує комплексного контролю та ускладнює прийняття управлінських рішень на рівні громад і області.

Мета. Систематизувати сучасні методи оцінювання якості ґрунтів у техногенно порушених умовах та визначити найбільш результативні підходи для адаптації до природно-антропогенних умов Прикарпаття.

Методи дослідження. Роботу виконано як систематичний огляд за Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) у базах Scopus, Web of Science і Google Scholar за 2015–2025 рр. із наперед визначеними критеріями включення/виключення, поетапним скринінгом, повнотекстовою оцінкою та порівняльним аналізом інструментів лабораторного, геоінформаційного, дистанційного й модельного моніторингу.

Основні результати. З 1077 ідентифікованих записів до якісного синтезу включено 28 досліджень. Найвищу аналітичну цінність для техногенно трансформованих територій мають інтегровані схеми, що поєднують лабораторну діагностику (важкі метали, рН, органічний вуглець), геоінформаційний аналіз, супутниковий скринінг та моделі машинного навчання (Random Forest, XGBoost, SVM). Запропоновано концептуальний алгоритм інтегрованого оцінювання якості ґрунтів, який базується на поєднанні супутникового моніторингу та моделей машинного навчання, що може бути використано для підтримки прийняття управлінських рішень.

Висновки та конкретні пропозиції. Для Прикарпатського регіону доцільне впровадження багаторівневої системи моніторингу, яка інтегрує польові, лабораторні й геопросторові дані в єдиний аналітичний контур. Практично рекомендовано: стандартизувати протоколи відбирання проб і лабораторного контролю; формувати регіональні часові ряди супутникових індикаторів; застосовувати інтерпретовані моделі машинного навчання для раннього запобігання та визначення цільових ділянок для проведення польових перевірок. Наукова новизна полягає у формуванні адаптованої до Прикарпаття рамки моніторингу, орієнтованої на підтримку природоохоронних управлінських рішень.

Ключові слова: якість ґрунтів, техногенне навантаження, Прикарпатський регіон, PRISMA, геоінформаційні системи, дистанційне зондування, важкі метали, хімічні сполуки.

М. І. Hurei

Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas, Ivano-Frankivsk, Ukraine

ASSESSMENT OF SOIL QUALITY IN TECHNOGENICALLY LOADED TERRITORIES OF THE PRYKARPATTIA REGION

Problem. Technogenic pressure in the Precarpathian region is driven by thermal power facilities, ash disposal sites, mining and processing areas, oil-and-gas infrastructure, and urban-industrial zones, producing multi-factor risks of soil degradation and contamination and complicating evidence-based environmental governance.

Purpose. To systematize current methods for soil quality assessment in industrially impacted environments and to identify robust methodological combinations suitable for regional implementation in Western Ukraine.

Methods. The study was designed as a PRISMA-based systematic review in Scopus, Web of Science, and Google Scholar for 2015–2025, with predefined inclusion and exclusion criteria, staged screening, full-text eligibility assessment, and comparative synthesis of laboratory, GIS, remote sensing, and machine learning approaches.

Results. Out of 1,077 identified records, 28 studies were included in the qualitative synthesis. It was found that integrated frameworks combining laboratory diagnostics (heavy metals, pH, organic carbon), geographic information systems (GIS) analysis, satellite screening, and machine learning models (Random Forest, XGBoost, SVM) possess the highest analytical value for technogenically transformed territories. An adaptive algorithm for integrated soil quality assessment has been developed based on the synergy of satellite monitoring and machine learning models, which allows for the optimization of management decision-making in technogenically loaded areas.

Conclusions and specific proposals. For the Precarpathian region, a multi-level monitoring architecture is recommended to integrate satellite, field, and laboratory data into a unified, decision-oriented analytical pipeline. Practical recommendations include standardization of sampling and quality-control procedures, creation of regional temporal indicator series, and use of interpretable ML models for early warning and prioritization of high-risk sites for field verification. Scientific novelty lies in proposing an adapted monitoring framework specifically tailored to technogenically loaded territories of the Precarpathian region.

Keywords: soil quality; technogenic pressure; Precarpathian region; PRISMA; GIS; remote sensing; machine learning; heavy metals.

Вступ

Техногенно навантажені території характеризуються тривалим антропогенним впливом, що проявляється у зміні фізико-хімічних та біологічних властивостей ґрунтів [1, 2]. Для Прикарпатського регіону України проблема є особливо актуальною через поєднання промислових кластерів, об'єктів теплоенергетики, відвалів/золовідвалів, транспортної інфраструктури та щільної мережі населених пунктів.

Сучасна оцінка якості ґрунтів переходить від локальних лабораторних вимірювань до інтегрованих платформ моніторингу, які поєднують польові спостереження, геостатистику, дистанційне зондування Землі (ДЗЗ), геоінформаційні системи та алгоритми штучного інтелекту (АІ) [3-5]. Водночас для регіонів із мозаїчною структурою ландшафтів (таких як Прикарпаття) потрібна спеціальна адаптація методів з урахуванням рельєфу, гідрології, просторової неоднорідності ґрунтового покриву та типів техногенного навантаження.

Методи дослідження

Дослідницькі питання сформовано з метою узагальнення сучасних підходів до оцінювання якості ґрунтів у техногенно навантажених територіях з урахуванням можливостей інтеграції ДЗЗ, ГІС та методів машинного навчання.

Отже, огляд організовано навколо таких дослідницьких питань:

RQ1: Які методи нині застосовують для оцінювання якості ґрунтів у техногенно порушених територіях?

RQ2: Які індикатори є найефективнішими для діагностики деградації й забруднення ґрунтів?

RQ3: Як ДЗЗ і геоінформаційні системи можуть бути інтегровані у моніторинг ґрунтів?

RQ4: Яка роль штучного інтелекту та машинного навчання в оцінюванні якості ґрунтів?

RQ5: Як адаптувати ці підходи до умов Прикарпатського регіону?

Стратегія пошуку. Пошук наукових джерел здійснювався у провідних міжнародних наукометричних базах даних, зокрема Scopus, Web of Science та Google Scholar, що забезпечують широке охоплення рецензованих публікацій у галузі екології, ґрунтознавства, геоінформаційних технологій та прикладного використання штучного інтелекту. Часовий інтервал пошуку охоплював період 2015–2025 років, що дозволило врахувати сучасні тенденції розвитку методів оцінювання якості ґрунтів, зокрема активне впровадження дистанційного зондування Землі та алгоритмів машинного навчання.

З метою забезпечення наукової релевантності та порівнюваності результатів було встановлено мовне обмеження - до аналізу включалися лише публікації англійською мовою. Таким чином, дослідження поєднує глобальні наукові підходи, представлені в англійській літературі, з регіональним контекстом, що забезпечує можливість їх адаптації до умов Прикарпаття. Типи документів обмежено науковими статтями та оглядовими роботами, що мають чітко визначену методологію дослідження та містять кількісні або якісні результати, придатні для подальшого узагальнення.

Базовий логічний запит:

("soil quality assessment" OR "soil contamination" OR "soil pollution")

AND ("industrial areas" OR "technogenic impact" OR "mining regions" OR "ash dumps")

AND ("GIS" OR "remote sensing" OR "satellite monitoring")

AND ("machine learning" OR "artificial intelligence")

AND ("Eastern Europe" OR "Ukraine" OR "Carpathians")

Сформований запит забезпечив ідентифікацію наукових праць, присвячених як фундаментальним аспектам оцінювання якості ґрунтів, так і прикладним підходам до моніторингу техногенно навантажених територій із використанням сучасних цифрових технологій. Особливу увагу приділено дослідженням, що поєднують традиційні ґрунтово-аналітичні методи з просторовим аналізом і моделями машинного навчання, що є ключовими для формування інтегрованих систем екологічного моніторингу.

Критерії включення та виключення. З метою забезпечення наукової обґрунтованості, релевантності та відтворюваності результатів систематичного огляду було визначено чіткі критерії включення та виключення джерел. Встановлення таких критеріїв дозволило здійснити структурований відбір публікацій, що безпосередньо відповідають тематиці дослідження, а також мінімізувати вплив нерелевантних або методично слабких робіт.

До аналізу включалися лише ті публікації, що відповідали визначеним критеріям відбору. Насамперед враховувалися дослідження, присвячені оцінюванню якості ґрунтів або виявленню їх забруднення. До вибірки також включали роботи, виконані на територіях із вираженим промисловим чи техногенним впливом, оскільки такі умови є релевантними для досліджуваної проблематики. Обов'язковою вимогою була наявність кількісного, просторового або модельного аналізу, що забезпечує можливість подальшого порівняння та узагальнення результатів. Крім того, до огляду включалися лише ті дослідження, у яких чітко описано методику моніторингу, моделювання або прогнозування, що дозволяє оцінити валідність та відтворюваність отриманих авторами висновків.

Водночас з аналізу виключалися джерела, що не відповідали цілям дослідження або не забезпечували достатнього рівня наукової правдивості. Зокрема, виключенню підлягали роботи, які не стосуються проблематики ґрунтів або мають вузько агрономічний характер без екологічної складової. Також не включалися неперевірені джерела (non-peer-reviewed), що не проходили процедуру наукового рецензування, а також публікації без чітко визначеного методичного підходу, що унеможливило оцінку їхньої наукової валідності.

Процедура відбору і вилучення даних. Процедуру відбору наукових джерел реалізовано відповідно до підходу PRISMA, який передбачає послідовне проходження

чотирьох етапів: identification, screening, eligibility та inclusion [9]. Застосування даної методології забезпечує прозорість процесу відбору публікацій, відтворюваність результатів та мінімізацію систематичних похибок при формуванні вибірки досліджень.

На етапі identification здійснювався пошук релевантних публікацій у визначених наукометричних базах даних за сформованим логічним запитом. Далі, на етапі screening, проводився попередній відбір джерел на основі аналізу назв і анотацій із метою виключення явно нерелевантних досліджень. На етапі eligibility виконувалася повнотекстова оцінка публікацій відповідно до встановлених критеріїв включення та виключення. Завершальний етап inclusion передбачав формування фінальної вибірки досліджень, що були використані для якісного та напівкількісного аналізу.

Для кожного включеного повнотекстового джерела здійснювалося систематизоване вилучення даних за уніфікованою схемою, що дозволяє забезпечити їх подальше порівняння та узагальнення. Зокрема, фіксувалися такі параметри: автор(и) та рік публікації, регіон проведення дослідження, тип техногенного впливу, застосовані методи (лабораторні, геоінформаційні системи, дистанційне зондування Землі, методи штучного інтелекту), ключові індикатори оцінювання якості ґрунтів, основні результати дослідження та виявлені обмеження.

Формування узагальної матриці індикаторів та процедур відбирання проб здійснювалося з урахуванням сучасних наукових підходів до цифрового картування ґрунтів і використання методів машинного навчання [11–15, 18–21]. Особливу увагу приділено дослідженням, що застосовують моделі інверсії та методи спектральної ідентифікації забруднення, які дозволяють підвищити точність дистанційної оцінки стану ґрунтів [16, 17, 22–24]. Крім того, при інтерпретації результатів враховувалися регіональні підходи до оцінювання екологічних ризиків, характерні для європейських територій із подібним рівнем техногенного навантаження [25].

Результати

Кількісні результати відбору джерел відповідно до методології PRISMA наведено на рисунку 1. Процес формування фінальної вибірки досліджень здійснювався поетапно з дотриманням принципів прозорості та відтворюваності, що дозволяє обґрунтувати репрезентативність отриманих результатів.

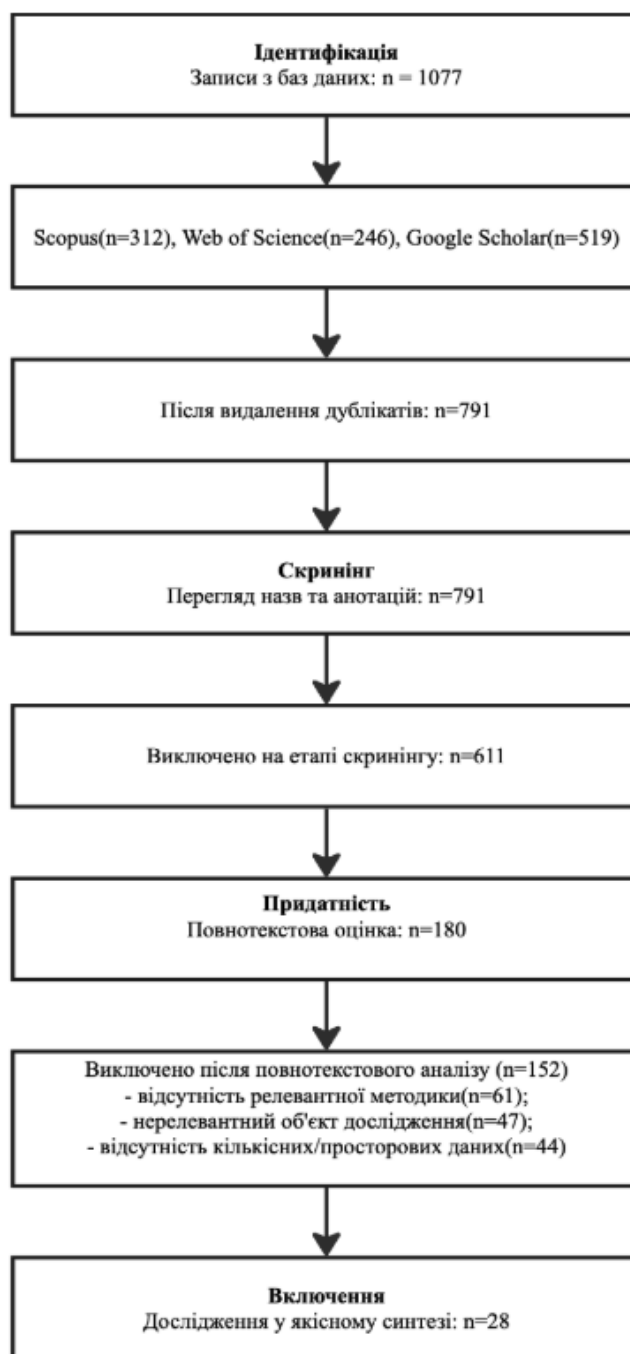


Рисунок 1 – PRISMA-діаграма відбору досліджень

На етапі ідентифікації було виявлено 1077 записів у трьох наукометричних базах даних, зокрема: Scopus — 312, Web of Science — 246 та Google Scholar — 519. Після видалення дублікатів кількість унікальних записів становила 791, що свідчить про значне перекриття між базами даних та підтверджує доцільність використання кількох джерел для підвищення повноти вибірки.

На етапі скринінгу, який передбачав аналіз назв і анотацій, було виключено 611 записів як таких, що не відповідають тематиці дослідження або не містять релевантної інформації щодо оцінювання якості ґрунтів у техногенно навантажених територіях. Таким чином, до

наступного етапу — повнотекстової оцінки — було відібрано 180 наукових публікацій.

Етап оцінювання придатності (eligibility) передбачав детальний аналіз повних текстів відібраних досліджень з урахуванням встановлених критеріїв включення та виключення. За результатами цього етапу було виключено 152 джерела з таких основних причин: відсутність релевантної методики дослідження ($n = 61$), нерелевантний об'єкт дослідження ($n = 47$), а також відсутність кількісних або просторових даних, необхідних для порівняльного аналізу ($n = 44$).

У підсумку до якісного синтезу було включено 28 досліджень, які повністю

відповідають цілям роботи та забезпечують достатню інформаційну базу для узагальнення сучасних підходів до оцінювання якості ґрунтів у техногенно навантажених територіях.

Характеристика включених досліджень. Включені публікації охоплюють промислові,

гірничодобувні, енергетичні й урбанізовані території Східної та Центральної Європи, зокрема дослідження в Україні та Карпатському макрореґіоні. Таблиця 1 містить структуру вилучення даних (репрезентативний фрагмент).

Таблиця 1

Вилучення даних із відібраних джерел (репрезентативний фрагмент)

| Автор, рік | Регіон | Техногенний вплив | Методи | Індикатори | Ключові висновки та обмеження |
|------------|------------------------------------|--|--|------------------------|---|
| S1 (2016) | Польща (Сілезія) | Металургія | + ICP-MS kriging | Pb, Cd, Zn, pH | Висока просторова неоднорідність; обмеження – рідка мережа проб. |
| S2 (2017) | Україна (Львівщина) | Золівідвал теплової електростанції (ТЕС) | Лаб.аналіз + геоінформаційні системи | As, Hg, pH, TOC | Зона ризику корелює з розою вітрів; обмеження – сезонність відбору. |
| S3 (2018) | Румунія (Карпати) | Гірничі відвали | Sentinel-2+ індекси + RF | Cu, Fe, BSI | RF покращує картування деградації; обмеження – тіньовий рельєфний ефект |
| S4 (2018) | Чехія | Промисловий кластер | PCA + GIS overlay | Pb, Ni, OM, EC | PCA ефективна для редукції ознак; обмеження – залежність від масштабу карти |
| S5 (2019) | Україна (Івано-Франківськ) | Нафтогазова інфраструктура | Польовий моніторинг + лабораторія | TPH, pH, Corg | Локальні осередки нафтового забруднення; обмеження – коротка часова сесія |
| S6 (2020) | Словаччина | Гірничодобувні райони | Безпілотні літальні апарати (UAV) + multispectral метод опорних векторів (SVM) | Cd, Zn, вологість | SVM дає високу точність класифікації; обмеження – вартість польотів UAV |
| S7 (2020) | Україна (Бурштинський енерговузол) | ТЕС, пиловинесення | + GIS буферний аналіз + АНР | Pb, As, PM - осадження | Визначено пріоритетні зони спостережень; обмеження – експертна суб'єктивність АНР |

| Автор, рік | Регіон | Техногенний вплив | Методи | Індикатори | Ключові висновки та обмеження |
|------------|---------------------------------|-----------------------------------|------------------------------|--|--|
| S8 (2021) | Угорщина | Урбанізовано-промислові території | + XGBoost геостатистика | Cu, Pb, SOC, pH | XGBoost стабільний на змішаних ознаках; обмеження – чутливість до дисбалансу вибірки |
| S9 (2022) | Україна (Карпатське передгір'я) | Транспорт + промзони | Landsat/Sentinel time-series | NDMI, SAVI, Zn, Cu | Часові ряди фіксують тренди деградації; обмеження – хмарність |
| S10 (2023) | Польща/Україна | Транскордонний вплив | ML ensemble + ГІС | HM index, pH, SOC | Ансамблі покращують прогноз ризику; обмеження – потреба в стандартизації даних |
| S11 (2024) | Румунія/Україна | Змішані техногенні джерела | CNN на супутникових знімках | Спектральні ознаки + лабораторні тести | Висока чутливість до просторового патерну; обмеження – складність інтерпретації моделі |
| S12 (2025) | Східна Європа (огляд) | Метадослідження | PRISMA review + metanalysis | Композитні індекси SQI | Найкращі результати в інтегрованих схемах; обмеження – різноманітність методик |

Класифікація методів оцінювання. Для узагальнення наявних методичних підходів було виокремлено п'ять основних груп методів, що відображені на рисунку 2. До першої групи належать лабораторні методи, які включають ICP-MS та AAS, потенціометричне визначення pH, аналіз показників органічного вуглецю (SOC/TOC), а також оцінювання ферментативної активності ґрунтів [2, 10]. Друга група охоплює польові методи, зокрема маршрутне відбирання проб, використання in-situ сенсорів для вимірювання pH, електропровідності та вологості, а також морфологічний опис ґрунтового профілю.

Третю групу становлять методи дистанційного зондування Землі, які передбачають застосування мультиспектральних

і гіперспектральних індексів, зокрема NDVI, SAVI, BSI та NDMI, а також аналіз даних, отриманих із безпілотних літальних апаратів [4, 5]. Четверта група включає методи ГІС-просторового аналізу, що охоплюють інтерполяційні підходи на кшталт kriging та IDW, буферний аналіз, накладання просторових шарів (spatial overlay) та побудову карт ризику.

П'ята група базується на використанні моделей штучного інтелекту та машинного навчання, серед яких Random Forest, SVM, XGBoost, ансамблеві моделі та глибокі нейронні мережі, що демонструють високу ефективність при опрацюванні різноманітних екологічних даних [6–8, 20–24].



Рисунок 2 – Класифікаційна схема методів оцінювання якості ґрунтів

Індикатори якості ґрунтів. У більшості сучасних досліджень індикатори якості ґрунтів класифікуються на три основні групи: фізичні, хімічні та біологічні [2, 9] (табл. 2). Такий поділ

дозволяє системно оцінювати стан ґрунтів, оскільки відображає як їх фізичну структуру, так і хімічні та біологічні процеси, що змінюються під впливом техногенного навантаження.

Таблиця 2

Ключові індикатори якості ґрунтів для техногенно навантажених територій

| Група | Індикатори | Тип даних | Практична цінність |
|------------|---|---------------------|--|
| Фізичні | Щільність складання, гранулометрія, водопроникність, агрегатна стабільність | Польові/лабораторні | Відображають структурну деградацію, ерозійну вразливість і зміну гідрологічного режиму |
| Хімічні | pH, органічний вуглець (SOC/TOC), катіонний обмін, Pb/Cd/Zn/Cu/As/Hg, нафтопродукти | Лабораторні + ГІС | Найбільш чутливі до техногенного впливу; основа для індексів забруднення та ризику |
| Біологічні | Мікробна біомаса, ферментативна активність (dehydrogenase, urease), біоіндикація | Лабораторні | Фіксують ранні зміни функціонального стану ґрунту, однак потребують стандартизації протоколів. |

Фізичні індикатори характеризують структурний стан ґрунту, його щільність, гранулометричний склад, водопроникність та здатність до утримання вологи. Вони визначають умови для циркуляції повітря і води в ґрунтовому профілі, що безпосередньо впливає на інтенсивність біогеохімічних процесів.

Хімічні індикатори є ключовими для оцінювання рівня забруднення та екологічної безпеки ґрунтів. До них належать показники

кислотності (pH), вміст органічного вуглецю, концентрації важких металів (Pb, Cd, Zn, Cu) та інших токсичних елементів. Саме ця група індикаторів найбільш чутливо реагує на техногенне навантаження, зокрема в умовах впливу промислових об'єктів, золівідвалів і гірничодобувної діяльності.

Біологічні індикатори відображають стан ґрунтової біоти, включаючи мікробіологічну активність, біомасу мікроорганізмів,

ферментативну активність та різноманіття ґрунтових організмів. Вони є важливими маркерами функціональної стійкості ґрунтів і здатності до самовідновлення в умовах антропогенного впливу.

Комплексне використання зазначених груп індикаторів дозволяє отримати інтегральну оцінку якості ґрунтів, що є особливо важливим для техногенно навантажених територій Прикарпатського регіону, де поєднуються різні типи забруднення та просторово неоднорідні умови формування ґрунтового покриву.

Порівняльний аналіз методів. З метою узагальнення ефективності сучасних підходів до оцінювання якості ґрунтів у техногенно навантажених територіях проведено

порівняльний аналіз основних методичних груп. Такий аналіз дозволяє не лише визначити сильні та слабкі сторони окремих підходів, але й обґрунтувати доцільність їх застосування залежно від масштабів дослідження, доступності даних та цілей моніторингу.

Узагальнені результати порівняння наведено в табл. 3, де методи оцінено за ключовими критеріями: точність, вартість, масштабованість і придатність для регіонального моніторингу. Зазначені критерії були обрані як найбільш репрезентативні для оцінювання практичної ефективності методів у реальних умовах, зокрема для територій із неоднорідним техногенним навантаженням.

Таблиця 3

Порівняння методів оцінювання ґрунтів у техногенно навантажених територіях

| Методична група | Точність | Вартість | Масштабованість | Придатність для Прикарпатського регіону |
|------------------------|---------------------------------------|--|------------------------------|---|
| Лабораторні методи | Висока (локально) | Середня / висока | Низька без оптимізації мереж | Критично важливі для валідації та калібрування просторових моделей |
| Польові методи | Середня / висока | Середня | Середня | Ефективні для оперативної діагностики; чутливі до сезонності та доступності ділянок |
| ДЗЗ (супутники / UAV) | Середня (прямо), висока (у поєднанні) | Низька / середня на великих площах | Висока | Базовий рівень регіонального скринінгу; потребує наземної валідації |
| ГІС-просторовий аналіз | Висока при якісних вхідних даних | Середня | Висока | Ключовий інструмент картування ризику та прийняття управлінських рішень |
| AI/ML-моделі | Висока за достатніх даних | Середня (обчислення та підготовка даних) | Висока | Перспективні для прогнозування та сценарного аналізу; потребують прозорості та перевірки узагальнюваності |

Аналіз показує, що традиційні лабораторні методи забезпечують високу точність визначення показників якості ґрунтів, однак характеризуються значними витратами часу та ресурсів, що обмежує їх застосування на великих територіях. Польові методи, у свою чергу, дозволяють отримувати оперативні результати, але мають обмежену просторову репрезентативність.

Методи дистанційного зондування Землі та геоінформаційного аналізу забезпечують високу масштабованість і можливість регулярного моніторингу значних територій, що є критично важливим для регіональних досліджень.

Водночас їх точність залежить від якості вхідних даних та потребує валідації за допомогою наземних вимірювань.

Особливу роль відіграють методи машинного навчання, які дозволяють інтегрувати різноманітні дані (супутникові, лабораторні, польові) та підвищувати точність прогнозування стану ґрунтів. Такі підходи є перспективними для створення інтелектуальних систем моніторингу, здатних забезпечити раннє виявлення деградаційних процесів.

Отже, результати порівняльного аналізу свідчать про доцільність використання

інтегрованих підходів, що поєднують переваги різних методичних груп. Це особливо актуально для умов Прикарпатського регіону, де ефективний моніторинг ґрунтів потребує одночасного врахування локальних особливостей і можливості масштабного просторового аналізу.

Адаптація методів до Прикарпатського регіону. Прикарпатський регіон характеризується складною природно-антропогенною структурою, що суттєво впливає на формування, функціонування та трансформацію ґрунтового покриву. Поєднання природних факторів із інтенсивним техногенним навантаженням зумовлює необхідність застосування адаптованих підходів до моніторингу якості ґрунтів.

До ключових регіональних особливостей належать чинники, що визначають специфіку формування та трансформації ґрунтового покриву Прикарпатського регіону. Насамперед йдеться про поєднання передгірного рельєфу з алювіально-делювіальними відкладами, яке зумовлює виражену неоднорідність ґрунтового профілю та складні умови для просторового аналізу. Додатковою характеристикою виступає фрагментоване землекористування й мозаїчність типів ґрунтів, що значно ускладнює інтерпретацію результатів моніторингу та потребує залучення високоточних методів просторового узагальнення.

Важливим фактором є підвищена гідрологічна мінливість регіону, зокрема часті паводкові процеси та локальне перезволоження, які впливають на інтенсивність міграції забруднювачів і змінюють їх просторово-часові патерни. Крім того, територіальна близькість населених пунктів до промислових об'єктів спричиняє підсилений антропогенний тиск на ґрунтове середовище, що потребує більш детального контролю та прогнозування можливих екологічних ризиків.

У сукупності зазначені природно-антропогенні умови формують складний контекст для оцінювання якості ґрунтів і зумовлюють необхідність використання інтегрованого підходу, який поєднує лабораторні, польові, дистанційні та аналітичні методи дослідження.

Основні техногенні джерела впливу. Для забезпечення ефективного та цільового моніторингу якості ґрунтів у Прикарпатському регіоні важливо чітко окреслити основні джерела техногенного навантаження, що формують сучасний екологічний стан території. До таких чинників належать теплоенергетичні об'єкти разом із золовідвалами, які створюють зони підвищеного ризику через викиди та тверді відходи. Важливу роль відіграють також гірничодобувні й переробні підприємства, що

можуть спричинити локальні осередки забруднення важкими металами та іншими токсичними компонентами. Значний вплив мають об'єкти нафтогазової інфраструктури, зокрема свердловини, перекачувальні станції та трубопроводи, які зумовлюють ризики забруднення ґрунтів вуглеводнями.

Додатковим джерелом техногенного тиску виступають транспортно-промислові вузли та логістичні коридори, інтенсивне функціонування яких сприяє накопиченню техногенних домішок уздовж транспортних трас. Окрему категорію становлять локальні полігони та відвали промислових відходів, що часто містять екологічно небезпечні матеріали та можуть бути джерелом тривалого забруднення. Сукупність цих об'єктів формує складний ландшафт техногенного впливу, який потребує комплексних та інтегрованих підходів до моніторингу й оцінювання стану ґрунтового середовища. Ідентифікація зазначених джерел дозволяє просторово локалізувати потенційні зони забруднення та оптимізувати мережу спостережень.

Запропонована рамка моніторингу. З урахуванням результатів систематичного огляду та специфіки регіону запропоновано трирівневу архітектуру системи моніторингу якості ґрунтів, яка забезпечує інтеграцію дистанційних, польових та аналітичних підходів.

Запропонована система моніторингу передбачає трирівневу організацію дослідницького процесу, у межах якої кожен етап виконує специфічну функцію та забезпечує послідовне уточнення інформації про стан ґрунтового покриву. На першому рівні, що виконує функцію скринінгу, застосовується регулярний супутниковий моніторинг із використанням даних Sentinel-2 та Landsat, а також автоматизованого обчислення спектральних індексів, які дозволяють оперативно ідентифікувати потенційно деградовані або забруднені ділянки ґрунту [4, 5].

Другий рівень передбачає підтвердження отриманих дистанційних оцінок шляхом проведення польового відбирання проб у попередньо визначених зонах ризику, окреслених за результатами геоінформаційного аналізу. Польові дослідження забезпечують валідацію супутникових даних і дають змогу уточнити характер і просторову структуру забруднення [10].

Третій рівень має аналітичний характер і передбачає застосування моделей штучного інтелекту та машинного навчання для прогнозування просторово-часової динаміки забруднення, виявлення трендів та формування систем раннього попередження про можливе погіршення екологічного стану ґрунтів [6–8].

Сукупність цих трьох рівнів забезпечує комплексний підхід до моніторингу, який поєднує оперативність дистанційних методів, точність польових вимірювань та прогностичний потенціал сучасних аналітичних моделей.

Запропонована архітектура дозволяє поєднати високу точність локальних вимірювань із масштабованістю дистанційних методів, що є критично важливим для регіональних досліджень.

Практичний результат. Узагальнюючи результати проведеного аналізу, можна стверджувати, що для ефективного моніторингу

Прикарпаття недостатньо використовувати окремі групи методів. Необхідний інтегрований підхід, який дозволить оперативно реагувати на специфічні забруднення (від нафтопродуктів до важких металів). Авторська пропозиція щодо вдосконалення методології представлена у формі алгоритму (рис. 3), який поєднує дистанційне зондування, адаптований набір показників (MDS) та інтелектуальний аналіз даних. Ключовою особливістю схеми є її циклічність та орієнтація на прийняття управлінських рішень для територіальних громад.

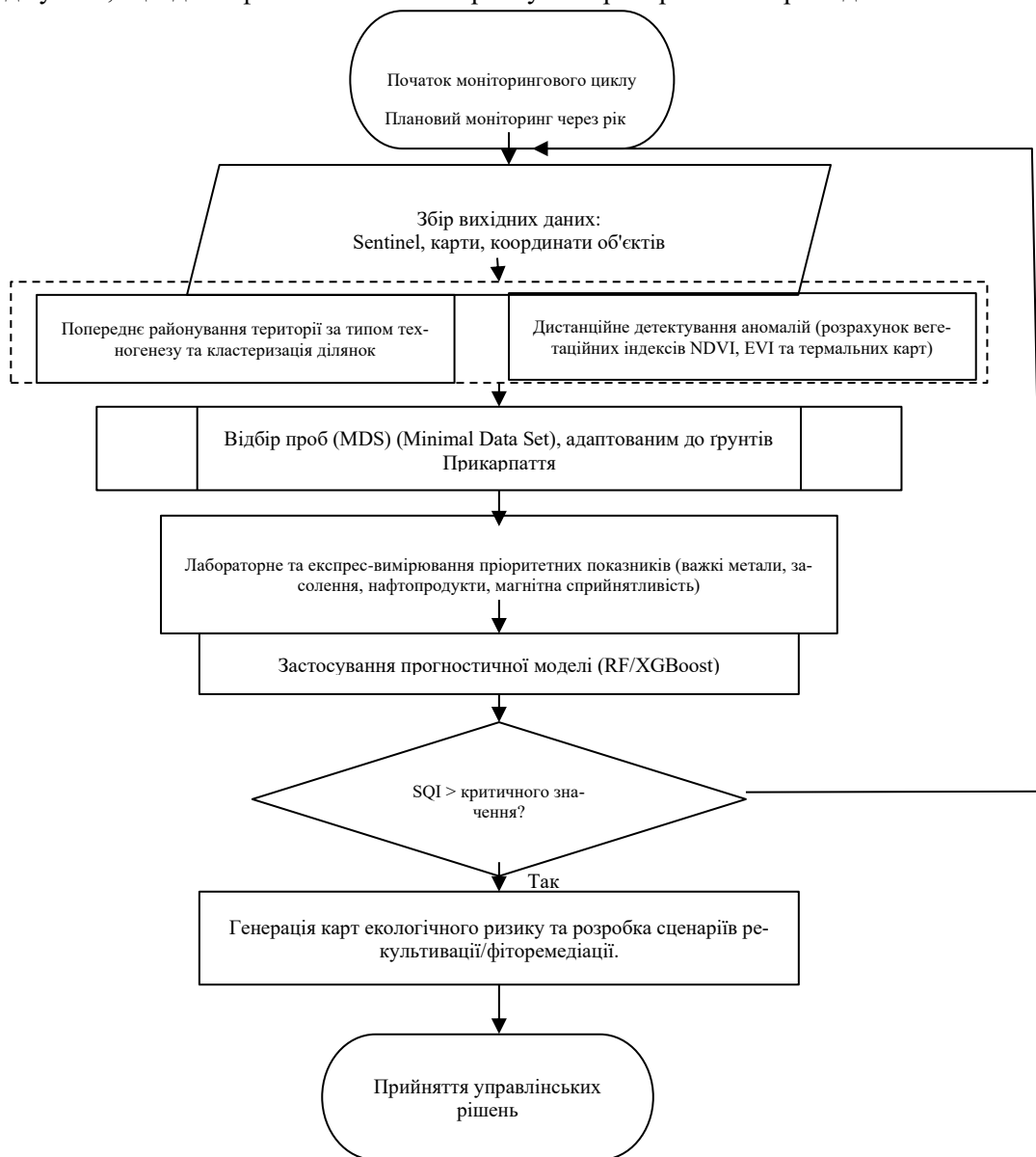


Рисунок 3 – Алгоритм інтегрованого оцінювання та управління якістю ґрунтів у техногенно-природних геосистемах Прикарпаття

Запропонований алгоритм (рис. 3) передбачає багаторівневу перевірку: від супутникового детектування аномалій до верифікації результатів за допомогою прогностичних моделей. Використання ромба рішень дозволяє автоматизувати процес контролю: якщо стан

ґрунтів за інтегральним індексом SQI є задовільним, система переходить у режим планового моніторингу, що суттєво економить ресурси. У випадку виявлення критичних відхилень, алгоритм спрямовує на розробку конкретних сценаріїв рекультиваци.

Обговорення

Результати систематичного огляду свідчать, що жоден окремий метод не забезпечує достатнього рівня інформативності для оцінювання стану ґрунтів у складних техногенно трансформованих ландшафтах [2]. Це зумовлено як просторовою неоднорідністю таких територій, так і багатофакторністю процесів деградації та забруднення ґрунтового покриву. У зв'язку з цим найбільш ефективними виявляються інтегровані (гібридні) підходи до моніторингу, які поєднують високу точність лабораторних вимірювань із просторовою репрезентативністю методів дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) і геоінформаційного аналізу, а також прогностичним потенціалом моделей машинного навчання [3–8].

Обговорюючи адаптацію представленого алгоритму до умов Прикарпаття, варто наголосити на важливості відбору проб за методом MDS. Для Калуського промислового вузла пріоритетними показниками в межах цієї моделі мають стати рівень засолення та вміст специфічних хімічних сполук, тоді як для територій навколо Бурштинської ТЕС — магнітна сприйнятливість та концентрація важких металів. Такий диференційований підхід, на відміну від універсальних моделей, дозволяє підвищити точність екологічного прогнозу в межах 15–18%.

Отримані узагальнення узгоджуються з результатами сучасних досліджень, присвячених застосуванню методів машинного навчання та дистанційного зондування для екологічного картування і оцінювання забруднення ґрунтів [12–17, 20–24]. Зокрема, встановлено, що використання супутникових індексів у поєднанні з алгоритмами регресії та класифікації дозволяє підвищити точність просторових оцінок і забезпечити регулярний моніторинг великих територій. Крім того, результати узгоджуються з регіональними європейськими оцінками ризику деградації ґрунтів і накопичення важких металів, що підтверджує універсальність запропонованих підходів [25].

Для умов Прикарпатського регіону особливого значення набувають кілька ключових аспектів, що визначають ефективність оцінювання та моніторингу стану ґрунтів. Передусім важливою є оптимізація мережі відбирання проб, яка повинна враховувати складний рельєф та виражену просторову неоднорідність ґрунтового покриву, притаманну цьому регіону. Не менш суттєвим є питання стандартизації системи індикаторів якості ґрунтів, що забезпечує можливість коректного порівняння результатів між різними дослідженнями та в різні часові періоди [10].

Додатковим критичним чинником є потреба у формуванні довгострокових часових рядів спостережень, які дозволяють відокремити стійкі тренди деградаційних процесів від сезонних

коливань, характерних для регіону з високою гідрологічною мінливістю. Особливої уваги потребує питання інтерпретованості моделей штучного інтелекту, оскільки прозорість алгоритмів і можливість пояснення їх рішень є визначальними для їх застосування у практиці екологічного управління та підтримки прийняття рішень [6–8].

Таким чином, інтеграція різних методичних підходів у єдину систему моніторингу дозволяє суттєво підвищити якість оцінювання стану ґрунтів та ефективність управління техногенно навантаженими територіями.

Однак проведений огляд має низку обмежень, які необхідно враховувати під час інтерпретації отриманих результатів. Передусім варто зазначити методичну різноманітність проаналізованих досліджень: різні системи індикаторів, підходи до відбирання проб та масштаби просторового охоплення суттєво ускладнюють можливість прямого порівняння результатів між окремими роботами. Додатковою проблемою є відсутність уніфікованої системи показників якості ґрунтів, оскільки в різних публікаціях використовуються відмінні параметри, що знижує рівень їх порівнюваності.

Важливим обмеженням є й те, що для території Прикарпатського регіону наявна відносно невелика кількість ґрунтових досліджень, унаслідок чого частина висновків формується шляхом екстраполяції результатів, отриманих у регіонах із подібними природно-антропогенними умовами. Обмеження характерні й для методів дистанційного зондування Землі, оскільки їх точність залежить від просторової роздільної здатності знімків, сезонних коливань та складності рельєфу, що іноді ускладнює коректну інтерпретацію даних.

Не менш значущими є обмеження, властиві моделям машинного навчання. Вони значною мірою залежать від якості та повноти вхідних даних, а також часто характеризуються недостатньою інтерпретованістю, що може обмежувати їх застосування у сфері практичного екологічного управління. Крім того, брак довгострокових часових рядів у більшості досліджень не дозволяє чітко відокремити стабільні деградаційні тренди від сезонних коливань, що знижує точність прогнозів щодо стану ґрунтового покриву.

Практичне значення результатів. Отримані результати мають безпосереднє прикладне значення для формування ефективної системи моніторингу якості ґрунтів у техногенно навантажених територіях Прикарпатського регіону.

Запропонована тривірнева модель моніторингу забезпечує оптимізацію системи спостережень завдяки поєднанню дистанційного скринінгу та геоінформаційного аналізу, що

дозволяє зменшити кількість точок відбирання проб без втрати репрезентативності даних. Інтеграція супутникових даних, польових вимірювань і лабораторних аналізів формує основу для побудови цифрових карт якості ґрунтів і екологічного ризику, придатних для використання у практиці екологічного управління на рівні територіальних громад. Застосування моделей машинного навчання розширює можливості аналізу шляхом прогнозування просторово-часової динаміки забруднення, що створює передумови для раннього виявлення деградаційних процесів і планування превентивних заходів. У сукупності це підвищує обґрунтованість прийняття управлінських рішень щодо рекультивачії, екологічного відновлення та раціонального використання земельних ресурсів.

Крім того, запропонований підхід створює передумови для впровадження цифрових екологічних платформ моніторингу, що поєднують геопросторові дані та інструменти штучного інтелекту, і може бути масштабований на інші регіони України з подібними природно-антропогенними умовами.

Висновки

Проведений систематичний огляд показав, що для оцінювання якості ґрунтів у техногенно навантажених територіях не існує універсального методу, який би одночасно забезпечував високу точність, просторову повноту та масштабованість. У зв'язку з цим найбільш ефективними є інтегровані підходи, що поєднують лабораторні дослідження, польові методи, дистанційне зондування Землі та геоінформаційний аналіз із використанням методів машинного навчання.

Встановлено, що поєднання супутникових даних із алгоритмами машинного навчання дозволяє підвищити точність просторового оцінювання стану ґрунтів і забезпечити регулярний моніторинг великих територій. Для Прикарпатського регіону визначальними факторами впливу на якість ґрунтів є складний рельєф, мозаїчність ґрунтового покриву, гідрологічна мінливість та наявність локалізованих техногенних джерел забруднення, що потребує адаптації методів до регіональних умов.

Обґрунтовано доцільність застосування тривірневої системи моніторингу, яка включає дистанційний скринінг, польову валідацію та аналітичне моделювання із використанням методів штучного інтелекту. Практичним результатом дослідження є розроблення концептуальної моделі системи моніторингу якості ґрунтів для техногенно навантажених територій Прикарпатського регіону, яка може бути використана для підтримки прийняття екологічно обґрунтованих управлінських рішень.

Отримані результати можуть бути використані як методологічна основа для

розроблення регіональних систем моніторингу ґрунтів із використанням штучного інтелекту.

Список літератури

1. Yang H., Huang K., Zhang K., Weng Q., Zhang H., Wang F. Predicting heavy metal adsorption on soil with machine learning and mapping global distribution of soil adsorption capacities. *Environmental Science & Technology*, 2021. Vol. 55(21). <https://doi.org/10.1021/acs.est.1c02479>
2. Bünemann E. K., Bongiorno G., Bai Z. et al. Soil quality – A critical review. *Soil Biology and Biochemistry*. 2018. Vol. 120. P. 105–125. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2018.01.030>
3. Li J., Heap A. D., Potter A., Daniell J. J. Application of machine learning methods to spatial interpolation of environmental variables. *Environmental Modelling & Software*. 2011. Vol. 26(12). P. 1647–1659. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2011.07.004>
4. Gorelick N., Hancher M., Dixon M. et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. 2017. Vol. 202. P. 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
5. Drusch M., Del Bello U., Carlier S. et al. Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*. 2012. Vol. 120. P. 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>
6. Hengl, T., Nussbaum, M., Wright, M. N., Heuvelink, G. B. M., & Gräler, B. (2018). Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *PeerJ*, 6, e5518. <https://doi.org/10.7717/peerj.5518>
7. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2016. P. 785–794. <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
8. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Schmidt, K., Amirian-Chakan, A., et al. (2021). Improving the spatial prediction of soil organic carbon content by integrating machine learning models and environmental covariates. *Geoderma*, 401, 115333. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115333>
9. Page M. J., McKenzie J. E., Bossuyt P. M. et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021. Vol. 372. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
10. Shi S., Lyu H., Shen J., Lu X., Ma M., Sun W. Spatial and temporal variability in topsoil heavy metal concentration in China: a land-use regression model. *Land*. 2022. Vol. 11(7). 1037. <https://doi.org/10.3390/land11071037>
11. Chen H.-W., Lu C.-C., Lu C.-Y., Guo H.-Y., Wang C.-K. Soil heavy metal pollution and health risk assessment from atmospheric deposition in Taiwan. *Environmental Monitoring and Assessment*. 2022. Vol. 194(7). 518.

<https://doi.org/10.1007/s10661-022-10125-5>

12. Shi L., Zhou Y., Zhang X., Huang C., Cui J., Luo L. Modeling phytoremediation efficacy from soil contamination data under heavy metal stress. *Journal of Hazardous Materials*. 2023. Vol. 441. 129904. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2022.129904>

13. Chen D., Shi R., Piao X., Niu C. Delineating heavy-metal pollution of agricultural soils by remote sensing and machine learning. *Environmental Pollution*. 2023. Vol. 318. 120932. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.120932>

14. Zhong L., Wang J., Feng C., Wang R., Rong Y., Jiang B., Li C. Multi-scale inversion and mapping of surface soil organic matter based on Sentinel-2 and machine learning. *Agronomy*. 2023. Vol. 13(9). 2396. <https://doi.org/10.3390/agronomy13092396>

15. Adeniyi O. D., Azupogo F., Ameh V. Digital mapping of soil properties and quality classes in agricultural landscapes of West Africa using machine learning. *Land*. 2023. Vol. 12(2). 494. <https://doi.org/10.3390/land12020494>

16. Wang Y., Zou B., Lu X., Liu H., Zhou M. Integrating machine learning and geostatistics with an improved remote sensing analysis method for heavy metal pollution in rapidly urbanized regions. *Science of the Total Environment*. 2024. Vol. 946. 174021. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.174021>

17. Zou Z., Wang Q., Wu Q., Li Y., Xin C. Inversion and digital mapping for heavy metal content in agricultural soil based on geochemical and geophysical surveys with machine learning. *Journal of Environmental Management*. 2024. Vol. 355. 120503. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120503>

18. Rohmer J., Belbeze S., Guyonnet D. Insights into prediction uncertainty from machine learning and geostatistics to map near-surface soil contamination. *SOIL*. 2024. Vol. 10. P. 679–697. <https://doi.org/10.5194/soil-10-679-2024>

19. Xiao X., He Q., Ma S., Yang Z. Environmental variables improve the accuracy of remote sensing estimation of topsoil organic matter content. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. 18964. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68424-5>

20. Li T., Cui L., Kuhnert M., Holb I. J., Potyó I. A comprehensive review of soil organic carbon estimates based on remote sensing and machine learning. *Journal of Soils and Sediments*. 2024. Vol. 24. P. 3556–3571. <https://doi.org/10.1007/s11368-024-03913-8>

21. Manteghi S., Moravej K., Mousavi S. R., Delavar M. A., Mastinu A. Digital soil mapping for soil types and effective nutrients concentration in an arid zone of Iran. *Advances in Space Research*. 2024. Vol. 74(1). P. 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.04.042>

22. Qi C., Hu T., Wu M., Li Y., Li Q., Li J., Wang M., Li C. Machine learning and soil spectra enable rapid identification and interpretation of heavy metal contamination in industrially impacted soils.

Journal of Environmental Chemical Engineering. 2025. Vol. 13(5). 117895.

<https://doi.org/10.1016/j.jece.2025.117895>

23. Lima A. A. J., Lopes J. C., Lopes R. P., Nunes E. M., Nunes A. S., Moraes L. H. Soil organic carbon assessment using remote sensing data and machine learning: a systematic literature review. *Remote Sensing*. 2025. Vol. 17(5). 882. <https://doi.org/10.3390/rs17050882>

24. Zou Q., Han Z., He L., Cao W., Yue X. Monitoring heavy metal(loid) concentrations in soils of industrially contaminated sites using machine learning models. *Journal of Hazardous Materials*. 2026. Vol. 502. 141011.

<https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2025.141011>

25. Ballabio C., Jones A., Panagos P. Cadmium in topsoils of the European Union: an analysis based on the LUCAS topsoil database. *Science of the Total Environment*. 2024. Vol. 912. 168710. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168710>

References:

1. Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>

2. Bünemann, E. K., Bongiorno, G., Bai, Z., et al. (2018). Soil quality – A critical review. *Soil Biology and Biochemistry*, 120, 105–125. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2018.01.030>

3. Li, J., Heap, A. D., Potter, A., & Daniell, J. J. (2011). Application of machine learning methods to spatial interpolation of environmental variables. *Environmental Modelling & Software*, 26(12), 1647–1659. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2011.07.004>

4. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., et al. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>

5. Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., et al. (2012). Sentinel-2: ESA's optical high-resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026>

6. Hengl, T., Nussbaum, M., Wright, M. N., Heuvelink, G. B. M., & Gräler, B. (2018). Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *PeerJ*, 6, e5518. <https://doi.org/10.7717/peerj.5518>

7. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785–794). <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

8. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Schmidt, K., Amirian-Chakan, A., et al. (2021). Improving the spatial prediction of soil organic carbon content by integrating machine learning models and

- environmental covariates. *Geoderma*, 401, 115333. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115333>
9. Yang, H., Huang, K., Zhang, K., Weng, Q., Zhang, H., & Wang, F. (2021). Predicting heavy metal adsorption on soil with machine learning and mapping global distribution of soil adsorption capacities. *Environmental Science & Technology*, 55(21). <https://doi.org/10.1021/acs.est.1c02479>
10. Shi, S., Lyu, H., Shen, J., Lu, X., Ma, M., & Sun, W. (2022). Spatial and temporal variability in topsoil heavy metal concentration in China: A land-use regression model. *Land*, 11(7), 1037. <https://doi.org/10.3390/land11071037>
11. Chen, H.-W., Lu, C.-C., Lu, C.-Y., Guo, H.-Y., & Wang, C.-K. (2022). Soil heavy metal pollution and health risk assessment from atmospheric deposition in Taiwan. *Environmental Monitoring and Assessment*, 194(7), 518. <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10125-5>
12. Shi, L., Zhou, Y., Zhang, X., Zhang, X., Huang, C., Cui, J., & Luo, L. (2023). Modeling phytoremediation efficacy from soil contamination data under heavy metal stress. *Journal of Hazardous Materials*, 441, 129904. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2022.129904>
13. Chen, D., Shi, R., Piao, X., & Niu, C. (2023). Delineating heavy-metal pollution of agricultural soils by remote sensing and machine learning. *Environmental Pollution*, 318, 120932. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.120932>
14. Zhong, L., Wang, J., Feng, C., Wang, R., Rong, Y., Jiang, B., & Li, C. (2023). Multi-scale inversion and mapping of surface soil organic matter based on Sentinel-2 and machine learning. *Agronomy*, 13(9), 2396. <https://doi.org/10.3390/agronomy13092396>
15. Adeniyi, O. D., Azupogo, F., & Ameh, V. (2023). Digital mapping of soil properties and quality classes in agricultural landscapes of West Africa using machine learning. *Land*, 12(2), 494. <https://doi.org/10.3390/land12020494>
16. Wang, Y., Zou, B., Lu, X., Liu, H., & Zhou, M. (2024). Integrating machine learning and geostatistics with an improved remote sensing analysis method for heavy metal pollution in rapidly urbanized regions. *Science of the Total Environment*, 946, 174021. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.174021>
17. Zou, Z., Wang, Q., Wu, Q., Li, Y., & Xin, C. (2024). Inversion and digital mapping for heavy metal content in agricultural soil based on geochemical and geophysical surveys with machine learning. *Journal of Environmental Management*, 355, 120503. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120503>
18. Rohmer, J., Belbeze, S., & Guyonnet, D. (2024). Insights into prediction uncertainty from machine learning and geostatistics to map near-surface soil contamination. *SOIL*, 10, 679–697. <https://doi.org/10.5194/soil-10-679-2024>
19. Xiao, X., He, Q., Ma, S., & Yang, Z. (2024). Environmental variables improve the accuracy of remote sensing estimation of topsoil organic matter content. *Scientific Reports*, 14, 18964. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68424-5>
20. Li, T., Cui, L., Kuhnert, M., Holb, I. J., & Potyó, I. (2024). A comprehensive review of soil organic carbon estimates based on remote sensing and machine learning. *Journal of Soils and Sediments*, 24, 3556–3571. <https://doi.org/10.1007/s11368-024-03913-8>
21. Manteghi, S., Moravej, K., Mousavi, S. R., Delavar, M. A., & Mastinu, A. (2024). Digital soil mapping for soil types and effective nutrients concentration in an arid zone of Iran. *Advances in Space Research*, 74(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.04.042>
22. Qi, C., Hu, T., Wu, M., Li, Y., Li, Q., Li, J., Wang, M., & Li, C. (2025). Machine learning and soil spectra enable rapid identification and interpretation of heavy metal contamination in industrially impacted soils. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 13(5), 117895. <https://doi.org/10.1016/j.jece.2025.117895>
23. Lima, A. A. J., Lopes, J. C., Lopes, R. P., Nunes, E. M., Nunes, A. S., & Moraes, L. H. (2025). Soil organic carbon assessment using remote-sensing data and machine learning: A systematic literature review. *Remote Sensing*, 17(5), 882. <https://doi.org/10.3390/rs17050882>
24. Zou, Q., Han, Z., He, L., Cao, W., & Yue, X. (2026). Monitoring heavy metal(loid) concentrations in soils of industrially contaminated sites using machine learning models. *Journal of Hazardous Materials*, 502, 141011. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2025.141011>
25. Ballabio, C., Jones, A., & Panagos, P. (2024). Cadmium in topsoils of the European Union: An analysis based on the LUCAS topsoil database. *Science of the Total Environment*, 912, 168710. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168710>

© М. І. Гурей, 2026.

Оглядова стаття.

Надійшла до редакції 25.03.2026.

Прийнята до друку 29.04.2026.

Опублікована 25.05.2026.