



DOI 10.28925/2663-4023.2025.31.1025

УДК 004.056.53:004.94

Гика Дмитро Вікторович

студент магістратури факультету інформаційних технологій

Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна

ORCID: 0009-0004-2040-8756

hykadima@gmail.com

Павлова Ольга Олександрівна

доктор філософії, доцент,

завідувач кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна

ORCID: 0000-0001-7019-0354

pavlovao@khmnu.edu.ua

Лисий Микола Іванович

доктор технічних наук, доцент,

професор кафедри транспортних засобів та інженерної підтримки захисту державного кордону

Національна академія державної

прикордонної служби України ім. Богдана Хмельницького, Хмельницький, Україна

ORCID: 0000-0002-9858-706X

lisy3152@ukr.net

МЕТОД РОЗРАХУНКУ ПОШКОДЖЕНЬ ДОРОЖНЬОГО ПОЛОТНА НА ПРИКОРДОННИХ ДІЛЯНКАХ З ВИКОРИСТАННЯМ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Анотація: У межах проведеного дослідження здійснено аналіз та порівняння сучасних підходів і технологічних рішень, спрямованих на оцінювання стану транспортних маршрутів, дорожніх покриттів та шляхів прикордонних територій. Метою роботи є вдосконалення та оптимізація процесів, пов'язаних із моніторингом, діагностикою та плануванням відновлювальних робіт для підвищення ефективності діяльності відповідних служб. Проаналізовано міжнародний досвід визначення технічного стану доріг, методики розрахунку показників якості, а також досліджено використання інноваційних технологій, що забезпечують підвищення точності оцінки та автоматизацію обробки даних. Запропоновано власну концепцію системи виявлення пошкоджень дорожнього полотна, розрахунку витратних матеріалів та обсягів робіт на підготовчому етапі. Система ґрунтується на застосуванні технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору з використанням методів аналізу зображень і відеоматеріалів, отриманих за допомогою відеореєстратора. Реалізовано алгоритм навчання спеціалізованої нейронної мережі на основі сучасної моделі YOLOv8, що забезпечує автоматичне виявлення дефектів на дорожньому покритті та їхню кількісну оцінку для подальшого визначення масштабів пошкоджень, необхідних ресурсів і меж ділянок деформації. Запропоновано систему організації та збереження результатів у локальних або хмарних базах даних, що сприяє ефективному управлінню інформаційними потоками. Розроблений підхід має широкі перспективи застосування для оцінювання стану прикордонних зон будь-якої держави з метою оборони, аналітичного моніторингу та швидкого прийняття рішень. Окрім того, удосконалена методика може бути використана для автоматизації контролю стану рокадних, ґрунтових і щебених доріг, що дозволить значно підвищити оперативність і якість ремонтних робіт у сільській, гірській та прикордонній місцевостях.

Ключові слова: комп'ютерний зір, штучний інтелект, нейронна мережа, ROI, дефекти дорожнього покриття, гравійні дороги, вибоїна, оцінка об'єму пошкоджень, YOLOv8.

ВСТУП

Уряд України та Міністерство внутрішніх справ підтримали ініціативу Держприкордонслужби щодо облаштування власними силами прикордонних доріг з покращеним покриттям вздовж кордону з країнами ЄС. Прикордонна дорога – це один з важливих елементів прикордонної інфраструктури, який дозволяє забезпечувати більш якісний контроль та оперативно реагувати на зміни в обстановці. Наявність доріг з покращеним покриттям дозволить органам охорони кордону швидко реагувати на зміну обстановки на кордоні. Прикордонні дороги, зокрема рокадні дороги облаштовуються суцільною лінією вздовж кордону та повинні забезпечити пересування прикордонних нарядів, висунення, розгортання, маневр і розосередження резервів підрозділу на транспортних засобах у будь-яку пору року. Тому, утримання їх у працездатному стані є важливим державним завданням, рис. 1.



Рис. 1: Облаштування прикордонної рокадної дороги

Одним із аспектів утримання прикордонних доріг є розрахунок фактичної потреби в фінансових ресурсах на поточний дрібний ремонт та експлуатаційне утримання конкретної ділянки дороги, що потребує проведення щорічного моніторингу технічного стану доріг. Для оцінки стану автомобільних доріг, виявлення дефектів покриття доріг застосовують пересувні лабораторії, обладнання яких дозволяє оцінити масштаби пошкоджень, їх розташування. Такий спосіб, з погляду забезпечення безпеки охорони кордону не прийнятний, оскільки рух по прикордонних рокадних [1] дорогах здійснюють лише транспортні засоби ДПСУ. Найпростіший варіант оцінки ступеня пошкодження доріг із застосуванням ручного вимірювального інструменту очевидно малоефективний, потребує суттєвих витрат часу та залучення особового складу. З огляду на це, актуальним стає використання автоматизованих систем для моніторингу стану дорожнього покриття, що дозволяють підвищити точність і ефективність виявлення дефектів. Найбільш перспективним є застосування програмно-апаратних засобів комп'ютерного зору, у поєднанні із можливостями відеореєстраторів.

Технології машинного зору та штучного інтелекту активно впроваджуються в аналіз стану дорожнього покриття [2]. Камери, встановлені на транспортних засобах або дронах, знімають відео або роблять фотознімки дороги. Потім ці дані обробляються за допомогою алгоритмів машинного навчання, які можуть автоматично розпізнавати дефекти та класифікувати їх. Цей метод дозволяє швидко і точно виявляти дефекти на великих площах, знижуючи витрати на інспекцію.

Грунтові та рокадні дороги є важливими елементами транспортної інфраструктури, особливо в прикордонних або сільських регіонах, де вони часто виступають основними шляхами пересування. Такі дороги, як правило, мають нестабільну структуру покриття, що зумовлено використанням природних матеріалів - ґрунту, щебеню чи гравію. Через



це традиційні методики оцінки технічного стану дорожнього полотна, що застосовуються для асфальтованих магістралей, не завжди є релевантними або ефективними. Наприклад, показники, які базуються на вимірюванні рівності покриття чи індексах візуальної якості, не здатні повноцінно відобразити характерні дефекти для таких типів доріг. Водночас аналіз геометричних нерівностей або деформацій може давати лише часткове уявлення про їхній реальний стан. Тому у випадку дослідження ґрунтових і рокадних шляхів доцільно орієнтуватися на більш гнучкі підходи, що враховують природні особливості дорожнього покриття. Оцінювання може проводитись із використанням параметрів, які характеризують швидкість зміни шорсткості поверхні, глибину колійності, наявність ерозійних процесів, западин, дренажних каналів і втрат матеріалу. Ці показники дозволяють комплексно описати стан дороги та її придатність для пересування. Однак варто враховувати, що кожна ділянка має власні природні та кліматичні особливості - різний склад ґрунтів, тип рослинності, рівень вологості, кількість опадів та інтенсивність руху. Усе це створює суттєві труднощі для стандартизації підходів і розробки універсальних методів оцінювання.

Процеси збору даних для аналізу таких доріг також суттєво відрізняються від традиційних методик. Найпростіший і водночас один із найнадійніших способів - це візуальне спостереження, яке передбачає безпосередню участь інспектора. Хоча цей метод забезпечує високу точність, він є трудомістким і потребує значних часових та фінансових витрат, що обмежує його практичне використання на великих територіях. Сучасні технології пропонують альтернативу - використання сенсорних приладів, лазерного сканування, безпілотних літальних апаратів або систем комп'ютерного зору. Кожен із цих підходів має свої переваги та обмеження, які залежать від рельєфу, доступності місцевості та умов проведення моніторингу.

Використання дистанційних технологій дозволяє значно прискорити процес оцінювання стану доріг, особливо у важкодоступних або прикордонних зонах. Зокрема, комбінація відеофіксації з транспортного засобу та автоматизованого аналізу зображень дає можливість визначати наявність ям, тріщин, природних дренажів та інших дефектів без необхідності тривалої польової роботи. Такий гібридний підхід поєднує переваги людського спостереження з точністю алгоритмів комп'ютерного зору, забезпечуючи більш об'єктивні результати при мінімізації витрат ресурсів. Крім технічного моніторингу, важливо також оцінювати економічні аспекти утримання таких доріг. У світовій практиці[3-4] використовуються різноманітні підходи до визначення вартості обслуговування та ремонту, які базуються на аналізі життєвого циклу дороги, оцінці частоти оновлення покриття та обсягів використаних матеріалів. Для ґрунтових і щебених шляхів актуальним є визначення відносних витрат, пов'язаних із відновленням дефектних ділянок, витратою паливно-мастильних матеріалів, оплатою праці персоналу та залученням техніки. Такий підхід дозволяє прогнозувати необхідні ресурси для підтримання експлуатаційної придатності дороги на належному рівні.

Постановка проблеми: руйнування ґрунтових та насипних доріг, особливо після осінньо-зимового періоду, є актуальною для багатьох регіонів України. Рух важкої сільськогосподарської техніки, тракторів та комбайнів призводить до утворення глибоких колій і вибоїн, що значно ускладнює подальший рух транспорту. Традиційне вирівнювання таких доріг за допомогою грейдера дає лише тимчасовий ефект, оскільки після дощів або снігу дефекти з'являються повторно. У зв'язку з цим, сучасна практика дорожнього будівництва дедалі більше орієнтується на метод стабілізації ґрунту, який дозволяє створювати більш стійкі та довговічні покриття без необхідності завантаження додаткового щебеню чи інших матеріалів.



Метод стабілізації ґрунтового покриття передбачає змішування наявних на ділянці матеріалів (ґрунт, каміння, пісок, відсів) із в'язкими речовинами, такими як цемент і полімерні стабілізатори, із подальшим ущільненням. Технологічний процес складається з кількох етапів: рівномірного внесення в'язкої речовини за допомогою спеціальних розкидачів, подрібнення та змішування матеріалів на глибину 25-40 см універсальними фрезами, проливання полімерним розчином, повторного перемішування, планування та профілювання, а також ущільнення важкими віброкатками. Завдяки такому підходу за робочу зміну можливо реконструювати значні площі дорожнього полотна, забезпечуючи його рівність і стійкість до змін погодних умов.

Впровадження в Україні вже отримало практичне застосування завдяки сучасним фрезам та мульчерам Serpi Starsoil та Multiforst, що дозволяє ефективно стабілізувати дороги на промислових об'єктах, сонячних станціях, тракторних бригадах чи деревопереробних підприємствах. Покриття, побудоване методом стабілізації, характеризується тривалішим терміном служби, високою міцністю, вологостійкістю та здатністю витримувати навантаження до 11 т на вісь. За потреби дорогу можна додатково посипати гравієм або покрити шаром асфальту 3-5 см, що додатково підвищує її довговічність. Ця технологія дозволяє значно скоротити терміни та вартість будівництва, забезпечуючи при цьому надійність і безпеку дорожнього покриття.

Таким чином світові та вітчизняні практики уже використовують власні методики подолання проблем дорожнього покриття, тому росте попит в необхідності нових конкурентних методів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій: Під час аналізу існуючих підходів до виявлення дефектів дорожнього полотна було досліджено низку робіт, що охоплювали різні методики моніторингу та оцінки стану доріг. Більшість попередніх робіт зосереджена на асфальтованих магістралях через більш високий автомобільний трафік та стабільніші умови для виявлення дефектів, таких як западини та тріщини. Наприклад, алгоритм RDD-YOLO[6], що базувався на YOLOv8, зосереджувався на класифікації дефектів та визначенні їхніх типів і приблизної зони, працюючи на двох етапах: спершу визначалася наявність пошкодження, а потім його характеристика.

Метод POT-YOLO[7] був спрямований на виділення дірок та контурів дефектів на дорожньому покритті з використанням гаусівської фільтрації та модулів SPPF та E-SPPF у YOLOv8. Це дозволяло об'єднувати схожі ознаки, адаптувати ваги на картах ознак і зменшувати обчислювальні витрати.

Хоча ці підходи демонструють прогрес у виявленні дефектів асфальтових доріг, для ґрунтових і щебених шляхів завдання є складнішим через природну неоднорідність покриття, сезонні зміни та вплив кліматичних факторів. Тут ключовим є оцінювання дефектів, характерних для таких доріг: ерозійні заглиблення, колії, дренажні канали, втрати щебеню чи гравію.

Існують підходи, що комбінують сенсорні дані та комп'ютерний зір. Деякі роботи застосовували транспортні засоби з лазерними системами[8] для реєстрації нерівностей та акселерометри для визначення вібрацій поверхні, що разом із GPS-фіксацією дозволяло повторювані та точні вимірювання стану дороги. Інші методики передбачали використання тестових відеозаписів[9], наприклад, при руху на автомобілі, з камерою високої роздільної здатності. Дефекти на ґрунтових дорогах у таких підходах визначалися на основі перепадів висоти, хоча точне виділення меж дефектів обмежене через складність покриття.

Серед сучасних робіт для ґрунтових та щебених доріг відзначаються підходи, які застосовують недорогі системи комп'ютерного зору та БПЛА для автоматичного



виявлення ям, колій та нерівностей, що дозволяє швидко оцінювати стан важкодоступних ділянок. Інші роботи використовують супутникові знімки високої роздільної здатності та алгоритми машинного навчання для прогнозування стану ґрунтових доріг, включно з деформаціями, ерозією та втратою покриття, що дає змогу оперативно визначати критичні ділянки. Окремі дослідження застосовують подвійні потоки нейронних мереж для сегментації та класифікації дефектів, одночасно враховуючи текстурні й геометричні характеристики дороги, що підвищує точність детекції на неструктурованих поверхнях.

Таким чином, наявні підходи демонструють значний прогрес у сфері автоматизованого моніторингу доріг, але дослідження саме ґрунтових і рокадних шляхів залишаються обмеженими. Саме ця обставина визначає науковий вакуум, який і намагається заповнити наше дослідження, зокрема шляхом застосування комп'ютерного зору для детекції дефектів та оцінки стану таких доріг.

Цілі статті: У цьому дослідженні ми хочемо розробити та вдосконалити механізми детекції дорожніх пошкоджень прикордонної ділянки, а також втілити власні методи розрахунку об'ємів вибоїн та кількості ресурсів для їх ремонту. Створити інформаційну систему в декомпонованому форматі, яка зможе гнучко редагуватись та функціонувати відповідно до нових вимог.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Перш за все використовується поняття ROI це Region of interest що означає ділянки які опрацьовуються та в подальшому обраховуються їх контури та об'єм. Для об'єму були використані формулу інтегралу перепаду яскравості пікселів[15-16]:

$$V = \sum_{x,y \in ROI} d(x,y) \cdot A_{pixel} \quad (1)$$

Де V – це об'єм в m^3 визначеної зони вибоїни, а $d(x,y)$ – глибина пікселя в конкретній точці, яка апроксимується через перепад яскравості:

$$d(x,y) = k \cdot (I_{max} - I(x,y)) \quad (2)$$

Де I_{max} – це максимальна яскравість виділеної зони, $I(x,y)$ – це яскравість конкретного пікселя, k – це коефіцієнт перепаду яскравості у метри, A_{pixel} – це площа одного пікселя в m^2 .

Коефіцієнт перепаду k не є стабільним і він теж залежить від фото, в цьому випадку він був $k = 0,0005$ бо ROI – зони були маленькі і не дуже добре освітлені, тому ви отримуємо відомість, що якщо перепад яскравості від 0 до 255, то максимальна глибина на зображенні приблизно 5 см, то $k \approx 0.05/255 \approx 0.0005$ через нестабільність та дрібність ROI і звісно в конкретних випадках це нормалізується, якщо вимірювання всі на одну камеру, в один вимірюваний час доби, це все переводиться під одну константу і для малих і для великих вибоїн.

Пояснення виведення формули:

$$d(x,y) = k \cdot (I_{max} - I(x,y)) \quad (3)$$

Відповідно пояснень за Гонсалесом, визначення, що яскравість (інтенсивність) пікселя $I(x,y)$ у відбитому освітленні визначається як:



$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \quad (4)$$

Де $L(x, y)$ – освітлення, а $R(x, y)$ – відбивна здатність поверхні, це загальні розуміння для подальшого перетворення. Спрощено для теорії вважається, що матеріал буде однорідним, а тому $R(x, y) \approx \text{const}$, опускається перепад освітлення і зберігається одне джерело світла, а отже наближено вважається, що

$$I(x, y) \propto \cos(\theta(x, y)) \quad (5)$$

Де θ – кут між напрямком світла та нормаллю до поверхні, відповідно якщо поверхня має невеликі перепади висок, відповідно вибоїни не величезних розмірів, тоді наближено вважається, що

$$\cos(\theta) \approx 1 - \frac{1}{2} \left(\frac{\partial z}{\partial x} \right)^2 - \frac{1}{2} \left(\frac{\partial z}{\partial y} \right)^2 \quad (6)$$

При малих кутах, відповідно при відносно плоскій дорозі, інтенсивність буде змінюватись лінійно з локальним нахилом або з глибиною. Тобто при невеликих перепадах висот отримується наступна лінійна залежність:

$$I(x, y) \approx I_{\max} - c \cdot z(x, y) \quad (7)$$

Де c – константа, яка враховує технічні особливості, як камера, освітленість і інші відхилення. З цього відбувається інверсія формули, і відбувається вираження глибини $z(x, y)$ через інтенсивність:

$$z(xy) = \frac{I_{\max} - I(x, y)}{c} \quad (8)$$

Ну і відповідно, якщо замінити $1/c = k$, то отримується базова формула:

$$d(x, y) = k \cdot (I_{\max} - I(x, y)) \quad (9)$$

З чого пояснюється формула визначення загального об'єму в теорії інтенсивності зображення, за Гонсалесом, і отримується обрахунок суми:

$$V = \sum_{x, y \in \overline{ROI}} d(x, y) \cdot A_{\text{pixel}} \quad (10)$$

Де пікселі в зоні обробки визначаються глибину інтенсивності, множаться на площу, та відповідно додаються для визначення загального об'єму вибоїни.

Обрахунок маси був за формулою (11)[17]:

$$m = V \cdot \rho \quad (11)$$

Де m – маса в кг, V – об'єм та ρ (ро) – густина[26]. В продемонстрованому випадку густина гравію, щебеню вираховувалось по мінімальній площині 170 кг/м^3 , але підкреслю, що у випадку коректного освітлення, уже готової натренованої вибірки з більше ніж 1500 зображень густину варто розраховувати, як 1700 кг/м^3 .

Щодо кольорової карти яскравості зображення, яка була допоміжною у розрахунку глибин вибоїн, то формула досить проста:

$$D_{norm} = \frac{D - D_{min}}{D_{max} - D_{min}} : 255 \quad (12)$$

D – матриця глибин, min та max відповідно мінімальні та максимальні значення глибин в ROI

МЕТОДОЛОГІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для розробки власної моделі було використано демонстраційний набір даних із платформи Roboflow, що містив марковані зображення дефектів типу «pothole». Для забезпечення надійності результатів рекомендовано застосовувати набори даних обсягом не менше 1000 зображень, розподіляючи їх таким чином: 70–80% для навчання та 20–30% для валідації. У нашому випадку для тестування обрана аналогічна вибірка, а навчання моделі передбачає мінімум 120 епох, що є достатнім для отримання проміжних оцінок точності. Крім того, для підвищення надійності результатів передбачено використання механізму корекції, який дозволяє налаштовувати точність виявлення дефектів за допомогою спеціальної регулюючої змінної.

У роботі було використано у загальному розумінні класифікацію області на зображенні і зафіксовано в робочій мережі, що є потрібною зоною для експерименту, а що ні. Отже загальний вигляд навчання також може відображатись як шари, які обробляють все конкретніший результат доходячи до фінальної фази готового та обробленого зразку з яким вже можна проводити подальші маніпуляції:

Знаючи шлях навчання, який використано, варто розглянути вибірку навчальних та валідуючих даних з середовища Roboflow (рисунки 2, 3).

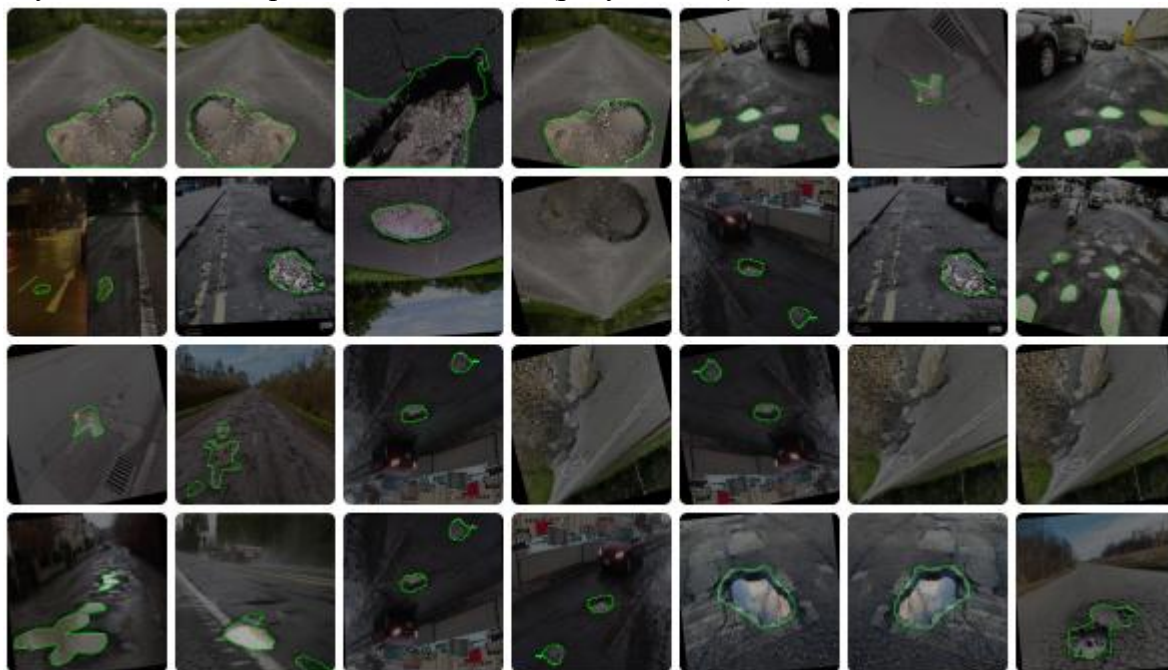


Рис. 2: Дані для навчання нейронної мережі з Roboflow з маркуванням pothole[11]

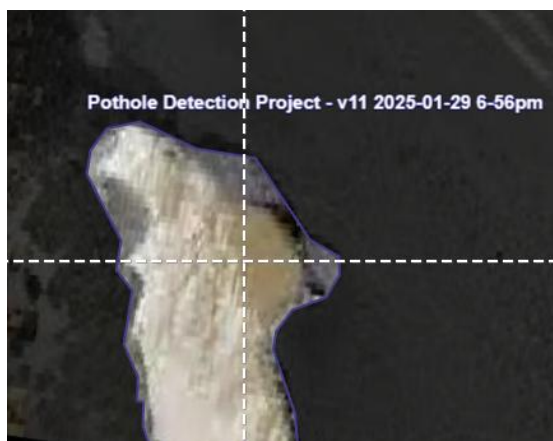


Рис. 3: Приклад маркованих даних з обраного датасету

Експериментальний метод контурного виділення та обрахунку має наступну загальну структуру (рисунок 4):

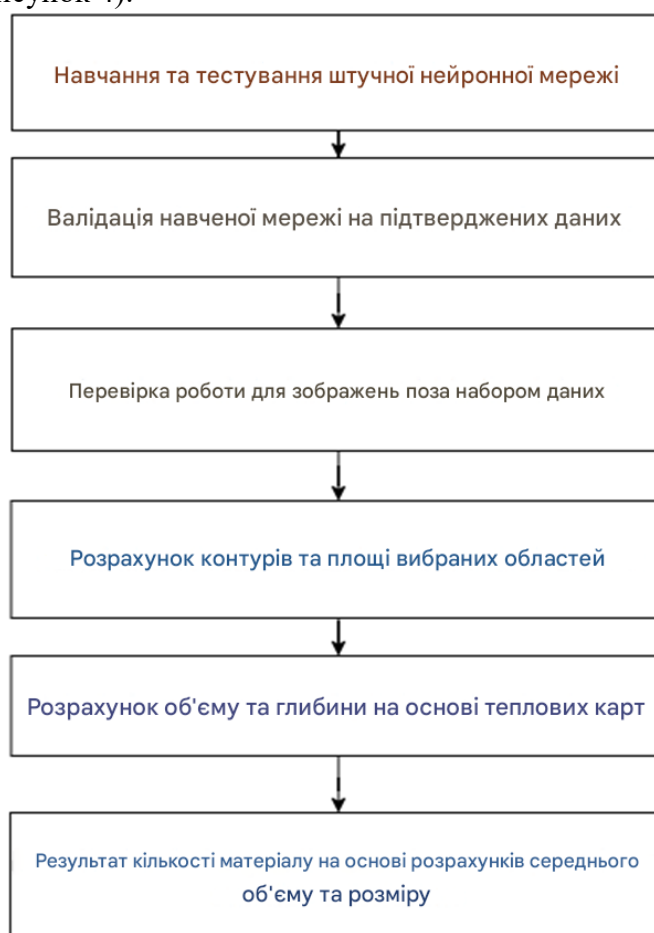


Рис. 4: Загальний принцип створення моделі для виявлення та обрахунку вибоїн [12-14]

Процес роботи починається з навчання згорткової нейронної мережі (CNN) та її початкового тестування для оцінки базової ефективності. Після цього проводиться

перевірка роботи моделі на контрольних даних, що дозволяє підтвердити правильність її функціонування. Наступний етап включає оцінку результатів на нових зображеннях [15-18], які не використовувалися під час навчання, для підтвердження стабільності та надійності мережі. Далі здійснюється обчислення площі дефектів і відносних значень глибини ушкоджень дорожнього покриття; за потреби, зображення можуть додатково оброблятися методом вейвлет-фільтрації для зменшення шумів. Використовуючи кольорову карту яскравості та масштабні співвідношення, визначається приблизна кількість матеріалів, необхідних для ремонтних робіт. Вибір конкретної метрики оцінки залежить від параметрів зображення, таких як кут огляду камери та фіксована відстань до об'єкта, що дозволяє зберігати консистентність розрахунків.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для проведення мінімального експерименту, робоча модель на основі YOLOv8 [20-23] була тренувана протягом 120 епох на базі маркованого набору даних з Roboflow. Для прикладу будуть наведені діаграми епох, загальні тенденції та результати навчання на маркуванні "pothole". На рисунку 5 продемонстровано тенденцію збільшення точності до 50 епохи. На рисунках 6 та 7 представлені приклади маркованих даних та результат роботи методу на гравійній дорозі. На рисунку 8 наведена схема циклу обрахунку об'єму вибоїни.

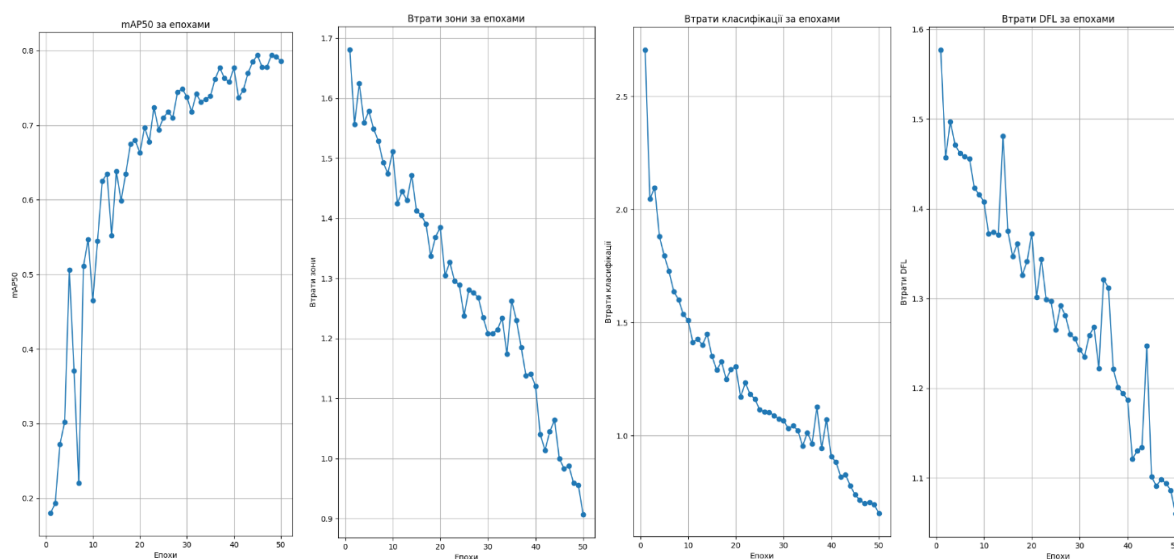


Рис. 5: Графіки проходження епох із тенденція зменшення втрат в точності визначення

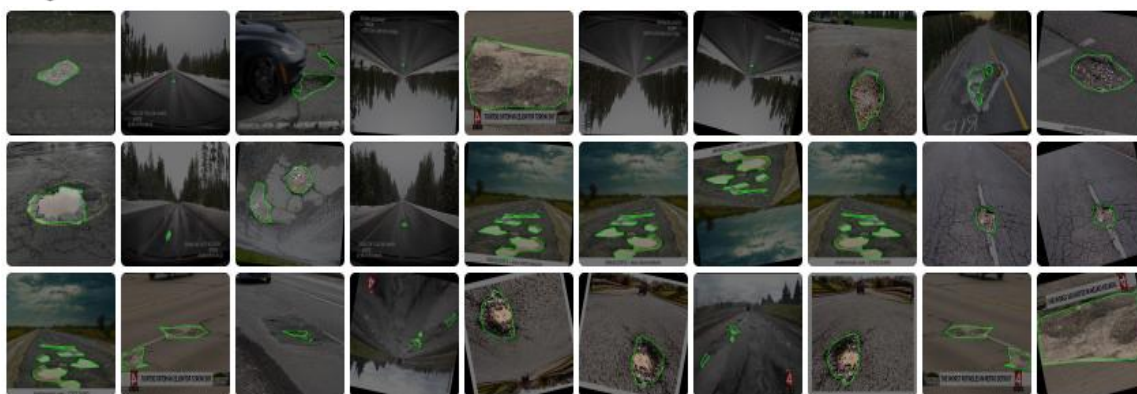


Рис. 6: Приклад маркованих даних готового набору даних з Roboflow[24-25]

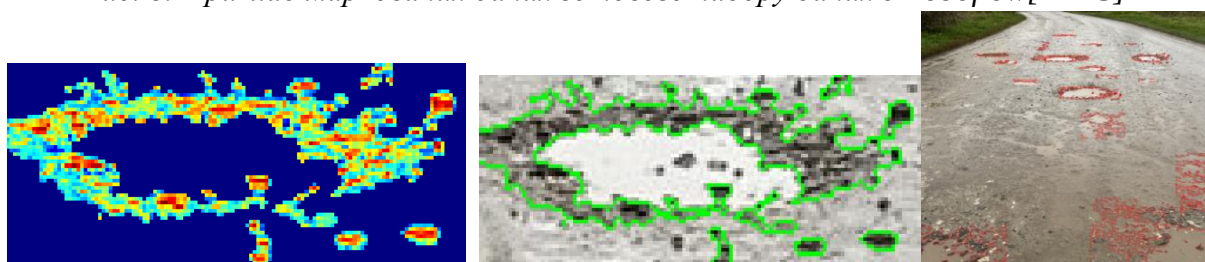


Рис. 7: Приклад роботи запропонованої нейронної мережі на гравійній дорозі

Загальний об'єм вибоїн: 0.4668 м³

Необхідний загальний гравій: 79.36 кг

Необхідний загальний щебінь: 74.69 кг

Результати першого експерименту наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

Результати першого експерименту щодо роботи методу на гравійній дорозі

ROI	Об'єм_м ³	Гравій_кг	Щебінь_кг
1	0.040030	6.805017	6.404722
2	0.042276	7.186967	6.764204
3	0.115920	19.706411	18.547210
4	0.005626	0.956369	0.900112
5	0.000990	0.168253	0.158356
...	...	...	...

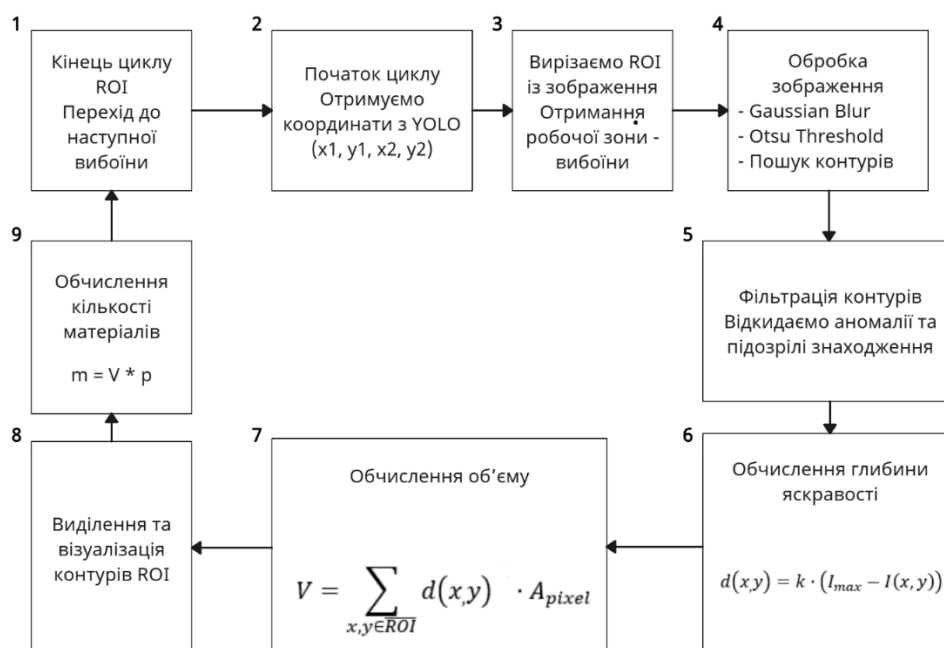


Рис. 8: Схема циклу обрахунку об'єму вибоїни

Коли цикл закінчує обробку вибоїни, відбувається додавання у загальну суму, усі об'єми, які отримані протягом роботи системи записуються як окремо у таблицю розрахунку, так і загально і сумарний об'єм для зручності подальшої роботи з цими даними. Збільшивши обсяг епох, провели експеримент по великому обсягу деформацій дорожнього полотна, відповідно відкоригувавши точність щодо аналізу на зображенні, визначивши новий поріг точності та протестувавши нову модель, отримали наступний результат (рисунок 9):

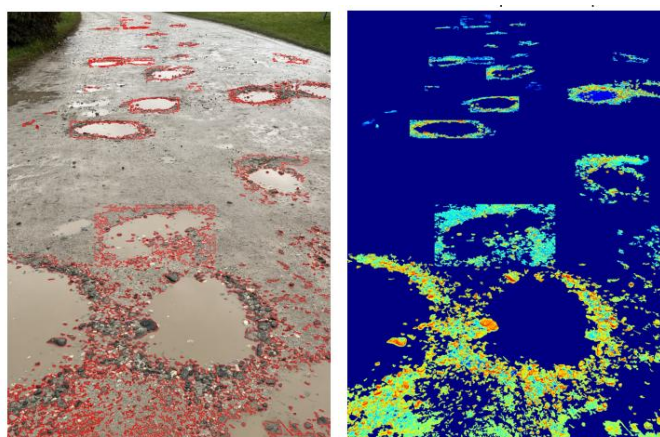


Рис. 9: Приклад роботи запропонованої нейронної мережі на актуальних фото гравійних доріг

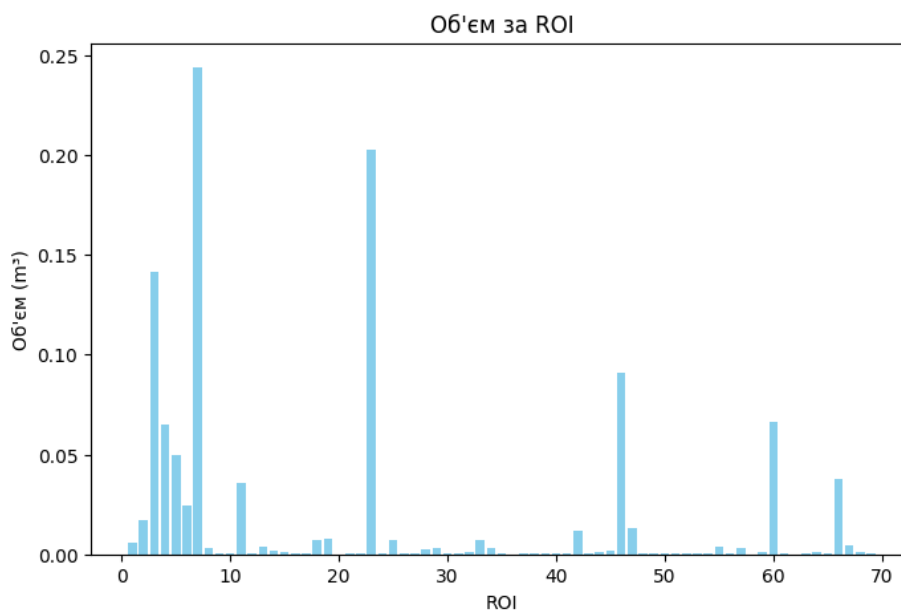
Як наслідок отримано оцінку відносного розрахунку об'ємів та витратних матеріалів:
Загальний об'єм вибоїн: 1.0833 м³.
Необхідний загальний гравій: 184.17 кг.
Необхідний загальний щебінь: 173.33 кг.



Результати другого експерименту наведені у таблиці 2. Гістограма залежності об'ємів до зон виявлень представлена на рисунку 10.

Таблиця 2**Результати другого експерименту щодо роботи методу на гравійній дорозі**

ROI	Об'єм_м ³	Гравій_кг	Щебінь_кг
1	0.005958	1.012809	0.953232
2	0.017010	2.891749	2.721646
3	0.141597	24.071520	22.655548
4	0.064684	10.996261	10.349422
5	0.049727	8.453628	7.956356
...	...	...	...
65	0.000204	0.034642	0.032604
66	0.037817	6.428864	6.050696
67	0.004507	0.766237	0.721164
68	0.000966	0.164288	0.154624
69	0.000690	0.117379	0.110474

*Рис. 10: Гістограма залежності об'ємів до зон виявлень*



ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ МАЙБУТНІХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У результаті проведеного дослідження було запропоновано новий метод оцінки об'єму зон інтересу, зокрема дорожніх вибоїн на ґрунтових та щебеневих дорогах. Метод ґрунтується на аналізі різниці яскравості пікселів та визначенні площі дефекту з використанням моделі YOLOv8 у поєднанні з технологіями комп'ютерного зору, що дозволяє автоматично виявляти ями та вибоїни на переважно неасфальтованих ділянках дорожнього полотна, а також оцінювати їх об'єм та необхідну кількість матеріалів для ремонту.

Модель була навчена на базовому наборі даних із можливістю подальшого масштабування та використання більш об'ємних та маркованих даних. На тестовому наборі даних мережа демонструє ймовірність виявлення дефектів близько 80% та формування контуру приблизно з 70% точністю. Основна мета експерименту полягала у перевірці придатності цього методу для оцінки об'ємів вибоїн та планування ресурсів для їх усунення, з перспективою оптимізації часу, витрат та людських ресурсів. Подальше покращення результатів передбачає збільшення числа епох навчання та розширення набору даних, що дозволить підвищити точність і функціональні можливості системи.

Досягнуті результати демонструють життєздатність запропонованого підходу: система коректно визначає дефекти, забезпечує первинний обрахунок об'ємів та матеріалів, а також має потенціал для подальшого удосконалення метрик оцінки. Методи обробки та фільтрації зображень, включно з гаусівською, медіанною та вейвлет-фільтрацією, можуть бути застосовані для підвищення якості аналізу залежно від специфіки даних.

Система може знайти застосування у різних сферах, від моніторингу стану доріг за допомогою відеореєстраторів до контролю прикордонних ділянок, сприяючи підвищенню ефективності роботи відповідних служб. Завдяки своїй гнучкості та масштабованості, розроблений підхід має перспективи для інтеграції у світові практики оцінки стану дорожнього покриття.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Kumar P.V.S. (2025). Road condition assessment: A framework for automatic detection of surface flaws. Department of CSE, VNR VJIE, Hyderabad, Telangana, India.
2. MTU. State Practice for Unpaved Roads. URL: <https://www.mtu.edu/mtri/research/project-areas/transportation/infrastructure/unpaved-roads/2a-state-practice.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
3. ScienceDirect. Investigating the cost of mechanized unpaved road maintenance operations in Uganda. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590198224001210> (Last accessed Sep 16, 2025)
4. InTrans Iowa State University. Pavement treatments overview. URL: <https://www.intrans.iastate.edu/wp-content/uploads/2018/03/RukashazaTreatments.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
5. Stabilization of dirt and gravel roads - a reliably constructed road. URL: <https://agroremmash-plus.com/ua/20-korysni-statti/344-stabilizatsiya-gruntovikh-ta-nasipnikh-dorig> (Last accessed Nov 04, 2025)
6. Li Y., Yin C., Lei Y., Zhang J., Yan Y. (2025). RDD-YOLO: Road Damage Detection Algorithm Based on Improved You Only Look Once Version 8. *School of Computer Science and Technology, Dong Hua University, Shanghai*, pp. 1–10.
7. Bhavana N., Kodabagi M.M., Muthu Kumar B., Ajay P., Muthukumaran N., Ahilan A. (2024). POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection using Edge Segmentation based Yolo V8 Network. *International Journal of Intelligent Systems in Engineering*, pp. 15–26.



8. M. Shusnjar, Z. Pandur, H. Nevecherel, K. Lepoglavec, and M. Bacic, "Development of a new method for forest road surface condition assessment," *Grđevinar*, vol. 71, no. 12, pp. 1121–1128, 2019. <https://doi.org/10.14256/JCE.2462.2018>
9. Hoseini M., Puliti S., Hoffmann S., Astrup R. (2024). Pothole detection in the woods: a deep learning approach for forest road surface monitoring with dashcams. *International Journal of Forest Engineering*, 35(2), pp. 303–312. <https://doi.org/10.1080/14942119.2023.2290795>
10. Schmidhuber, J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Netw.* **2015**, 61, 85–117.
11. Pothole Computer Vision Dataset by braddwyer <https://universe.roboflow.com/braddwyer-xoufk/pothole-h4nrr>
12. Zeng J., Zhong H. (2025). YOLOv8-PD: An Improved Road damage detection algorithm based on YOLOv8n model. *China People's Public Security University*, pp. 1–12.
13. Rolt J., Mukura K., Otto A. (2022). Development of a Simplified Agency Life-Cycle Costing Tool for Gravel Roads. *TRL Limited, UK*, pp. 1–20.
14. Khan M., Raza M.A., Abbas G., Othmen S., Yousef A., Jumani T.A. (2024). Pothole detection for autonomous vehicles using deep learning: a robust and efficient solution. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 15(3), pp. 210–225.
15. OpenCV Documentation. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group_core_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01 (Last accessed Sep 16, 2025)
16. Gonzalez R.C., Woods R.E. (2018). *Digital Image Processing*, 4th Edition. Pearson, pp. 1–1000.
17. Holman J.P. (2010). *Heat Transfer*, 10th Edition. Southern Methodist University, pp. 1–850.
18. OpenCV Thresholding Tutorial. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html (Last accessed Sep 16, 2025)
19. Homedit. Density of Aggregate. URL: <https://www.homedit.com/civil-engineering/materials/concrete/density-of-aggregate/> (Last accessed Sep 16, 2025)
20. Zhou Q., Wang Z., Zhong Y., Zhong F., Wang L. (2024). Efficient Optimized YOLOv8 Model with Extended Vision. *Fujian Agriculture and Forestry University, China*, pp. 1–15.
21. Khare O.M., Gandhi S., Rahalkar A.M., Mane S. (2024). YOLOv8-Based Visual Detection of Road Hazards: Potholes, Sewer Covers, and Manholes. *International Journal of Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–12.
22. Yaseen M. (2023). What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector. *AI Research Journal*, pp. 1–10.
23. Khalili B., Smyth A.W. (2023). SOD-YOLOv8—Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes. *Remote Sensing and Image Analysis*, 6(11), 412.
24. Roboflow Documentation. URL: <https://docs.roboflow.com/> (Last accessed Sep 16, 2025)
25. Roboflow Python Package. URL: <https://roboflow.github.io/roboflow-python/> (Last accessed Sep 16, 2025)
26. Miranda M., Da Costa A., Castro J., Sagaseta C. (2023). Influence of gravel density in the behaviour of soft soils improved with stone columns. *Journal of Geotechnical Engineering*, 15(2), pp. 101–115.

**Dmytro V. Hyka**

Master's degree, Student of Information Technologies Faculty
Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine
ORCID: 0009-0004-2040-8756
hykadima@gmail.com

Olga O. Pavlova

PhD, Associate Professor, Head of the Department of Computer Engineering and Informational Systems
Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine
ORCID: 0000-0001-7019-0354
pavlovao@khnmu.edu.ua

Mykola I. Lysyi

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor,
Professor of the Department of Vehicles and Engineering Support for State Border Protection
National Academy of the State Border
Guard Service of Ukraine named after Bohdan Khmelnytskyi, Khmelnytskyi, Ukraine
ORCID: 0000-0002-9858-706X
lisyy3152@ukr.net

COMPUTER VISION-BASED METHOD OF CALCULATING DAMAGE TO THE ROAD PATH IN BORDER AREAS

Abstract. Within the framework of the conducted research, an analysis and comparison of modern approaches and technological solutions aimed at assessing the condition of transport routes, road surfaces and roads in border areas was carried out. The aim of the work is to improve and optimize the processes related to monitoring, diagnostics and planning of restoration works to increase the efficiency of the relevant services. The international experience of determining the technical condition of roads, methods for calculating quality indicators was analyzed, and the use of innovative technologies that ensure increased accuracy of assessment and automation of data processing was also investigated. An own concept of a system for detecting damage to the road surface, calculating consumables and volumes of work at the preparatory stage was proposed. The system is based on the application of artificial intelligence and computer vision technologies using methods of analyzing images and video materials obtained using a video recorder. A specialized neural network training algorithm based on the modern YOLOv8 model has been implemented, which provides automatic detection of defects on the road surface and their quantitative assessment for further determination of the extent of damage, required resources and boundaries of deformation areas. A system for organizing and storing results in local or cloud databases has been proposed, which contributes to effective management of information flows. The developed approach has broad prospects for application in assessing the state of border zones of any state for the purpose of defense, analytical monitoring and quick decision-making. In addition, the improved methodology can be used to automate monitoring of the condition of rock, dirt and gravel roads, which will significantly increase the efficiency and quality of repair work in rural, mountainous and border areas.

Keywords: computer vision, artificial intelligence, neural network, ROI, road surface defects, gravel roads, pothole, damage assessment, YOLOv8.

REFERENCES

1. Kumar P.V.S. (2025). Road condition assessment: A framework for automatic detection of surface flaws. Department of CSE, VNR VJIET, Hyderabad, Telangana, India.
2. MTU. State Practice for Unpaved Roads. URL: <https://www.mtu.edu/mtri/research/project-areas/transportation/infrastructure/unpaved-roads/2a-state-practice.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
3. ScienceDirect. Investigating the cost of mechanized unpaved road maintenance operations in Uganda. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590198224001210> (Last accessed Sep 16, 2025)



4. InTrans Iowa State University. Pavement treatments overview. URL: <https://www.intrans.iastate.edu/wp-content/uploads/2018/03/RukashazaTreatments.pdf> (Last accessed Sep 16, 2025)
5. Stabilization of dirt and gravel roads - a reliably constructed road. URL: <https://agroremmash-plus.com/ua/20-korysni-statti/344-stabilizatsiya-gruntovikh-ta-nasipnikh-dorig> (Last accessed Nov 04, 2025)
6. Li Y., Yin C., Lei Y., Zhang J., Yan Y. (2025). RDD-YOLO: Road Damage Detection Algorithm Based on Improved You Only Look Once Version 8. *School of Computer Science and Technology, Dong Hua University, Shanghai*, pp. 1–10.
7. Bhavana N., Kodabagi M.M., Muthu Kumar B., Ajay P., Muthukumar N., Ahilan A. (2024). POT-YOLO: Real-Time Road Potholes Detection using Edge Segmentation based Yolo V8 Network. *International Journal of Intelligent Systems in Engineering*, pp. 15–26.
8. M. Shusnjar, Z. Pandur, H. Nevecherel, K. Lepoglavec, and M. Bacic, "Development of a new method for forest road surface condition assessment," *Građevinar*, vol. 71, no. 12, pp. 1121–1128, 2019. <https://doi.org/10.14256/JCE.2462.2018>
9. Hoseini M., Puliti S., Hoffmann S., Astrup R. (2024). Pothole detection in the woods: a deep learning approach for forest road surface monitoring with dashcams. *International Journal of Forest Engineering*, 35(2), pp. 303–312. <https://doi.org/10.1080/14942119.2023.2290795>
10. Schmidhuber, J. Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Netw.* **2015**, 61, 85–117.
11. Pothole Computer Vision Dataset by braddwyer <https://universe.roboflow.com/braddwyer-xoufk/pothole-h4nrr>
12. Zeng J., Zhong H. (2025). YOLOv8-PD: An Improved Road damage detection algorithm based on YOLOv8n model. *China People's Public Security University*, pp. 1–12.
13. Rolt J., Mukura K., Otto A. (2022). Development of a Simplified Agency Life-Cycle Costing Tool for Gravel Roads. *TRL Limited, UK*, pp. 1–20.
14. Khan M., Raza M.A., Abbas G., Othmen S., Yousef A., Juman T.A. (2024). Pothole detection for autonomous vehicles using deep learning: a robust and efficient solution. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 15(3), pp. 210–225.
15. OpenCV Documentation. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d2/de8/group_core_array.html#ga6d742a4795e7d849868b6812d20d8c01 (Last accessed Sep 16, 2025)
16. Gonzalez R.C., Woods R.E. (2018). *Digital Image Processing*, 4th Edition. Pearson, pp. 1–1000.
17. Holman J.P. (2010). *Heat Transfer*, 10th Edition. Southern Methodist University, pp. 1–850.
18. OpenCV Thresholding Tutorial. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html (Last accessed Sep 16, 2025)
19. Homedit. Density of Aggregate. URL: <https://www.homedit.com/civil-engineering/materials/concrete/density-of-aggregate/> (Last accessed Sep 16, 2025)
20. Zhou Q., Wang Z., Zhong Y., Zhong F., Wang L. (2024). Efficient Optimized YOLOv8 Model with Extended Vision. *Fujian Agriculture and Forestry University, China*, pp. 1–15.
21. Khare O.M., Gandhi S., Rahalkar A.M., Mane S. (2024). YOLOv8-Based Visual Detection of Road Hazards: Potholes, Sewer Covers, and Manholes. *International Journal of Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–12.
22. Yaseen M. (2023). What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector. *AI Research Journal*, pp. 1–10.
23. Khalili B., Smyth A.W. (2023). SOD-YOLOv8—Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes. *Remote Sensing and Image Analysis*, 6(11), 412.
24. Roboflow Documentation. URL: <https://docs.roboflow.com/> (Last accessed Sep 16, 2025)
25. Roboflow Python Package. URL: <https://roboflow.github.io/roboflow-python/> (Last accessed Sep 16, 2025)
26. Miranda M., Da Costa A., Castro J., Sagasetta C. (2023). Influence of gravel density in the behaviour of soft soils improved with stone columns. *Journal of Geotechnical Engineering*, 15(2), pp. 101–115.

