УДК 625.7:528.71 **DOI:10.33744/0365-8171-2026-119-285-297**
UDC 625.7:528.71

КОМПЛЕКСНА МЕТОДИКА АВТОМАТИЗОВАНОГО ВІЗУАЛЬНОГО ОБСТЕЖЕННЯ ЦЕМЕНТОБЕТОННИХ ДОРОЖНІХ ПОКРИТТІВ З ШАРОМ ЗНОШУВАННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ YOLOV8-SEG ДЛЯ СИСТЕМ ПРЕДИКТИВНОЇ ДІАГНОСТИКИ ТА УПРАВЛІННЯ ІНФРАСТРУКТУРОЮ

COMPREHENSIVE METHODOLOGY OF AUTOMATED VISUAL INSPECTION OF CEMENT CONCRETE ROAD PAVEMENT WITH WEAR LAYER BASED ON THE YOLOV8-SEG NEURAL NETWORK FOR PREDICTIVE DIAGNOSTICS AND INFRASTRUCTURE MANAGEMENT SYSTEMS

Оксень Дмитро Євгенович, *Tutorpeers LLC, магістр, Київ, Україна, e-mail: dmytro.oksen@tutorpeers.com, тел.: +380506744778,*

https://orcid.org/0009-0005-8280-4604.

Оксень Євген Іванович, *Національний транспортний університет, доктор технічних наук, професор, Київ, Україна, e-mail: eioksen@gmail.com, тел.: +380506744778,*

https://orcid.org/0000-0003-1075-6840.

Анотація: Дослідження в роботі спрямовані на виявлення та просторову сегментацію, класифікацію та геоінформаційний аналіз дефектів цементобетонних покриттів з шаром зношування. Методика покликана слугувати основою для формування цифрової моделі стану покриття як інструменту предикативної діагностики. В якості ядра методики обрано нейронну мережу YOLOv8-seg, оптимізовану для задач інстанс-сегментації в реальному часі. Розроблено повний технологічний ланцюг, що включає: 1) мобільну зйомку з синхронною GNSS-прив'язкою; 2) формування спеціалізованого датасету з п'ятьма класами, адаптованими до особливостей комбінованого покриття; 3) активне навчання моделі на розмічених полігональних масках; 4) постобробку та об'єднання масок з різних кадрів; 5) генерацію векторних шарів дефектів у GeoJSON-форматі та їх інтеграцію в ГІС; 6) автоматичний розрахунок ключових показників технічного стану (індекс руйнування, щільність дефектів). Апробація проведена на ділянках автомобільної дороги загального користування М-07 Київ – Ковель. Система забезпечила піксельну сегментацію дефектів із середньою точністю (mAP50-seg) 0,87 на тестовій вибірці. Кількісний аналіз виявив, що лише 58,2 % площі покриття знаходиться у справному стані, тоді як частково зруйновані ділянки становлять 32,6 %, а повністю зруйновані – 9,2 %. Глибокий просторовий аналіз виявив статистично значущу кореляцію між зонами концентрації дефектів типу «зруйноване покриття» та точками динамічного навантаження (зупинки, з'їзди, ділянки гальмування). Це дозволило класифікувати 92 % всіх значних руйнувань як «навантаженно-залежні». Розроблена методика довела можливість повної автоматизації процесу отримання об'єктивних,

метрологічно валідних даних про стан покриття. Результати досліджень не лише кількісно описують стан, але й через просторовий аналіз вказують на його причини. Це дозволяє перейти від планово-запобіжних ремонтів до цільових, технологічно обґрунтованих втручань. Система формує цифровий слід об'єкта, що є критично важливим першим кроком до створення його предикативної цифрової моделі. Подальші дослідження будуть спрямовані на інтеграцію даних візуального обстеження з результатами безконтактних дефектоскопічних методів (наприклад, георадарного зондування) для оцінки стану не лише поверхні, а й внутрішніх шарів конструкції.

Ключові слова: автоматизоване обстеження, цементобетонне покриття, шар зношування, нейронна мережа, YOLOv8-seg, інстанс-сегментація, геоінформаційна система, предикативне управління, цифровий двійник, просторовий аналіз, навантаженно-залежний дефект.

Вступ. Експлуатаційна надійність та довговічність автомобільних доріг безпосередньо залежать від своєчасності та адекватності оцінки їх технічного стану. Особливої уваги потребують ділянки з цементобетонним покриттям, поверх яких для поліпшення експлуатаційних характеристик нанесено тонкий зношувальний шар з асфальтобетону. Така комбінована структура схильна до специфічних дефектів, серед яких найбільш критичними є відбиті тріщини, що виникають унаслідок деформацій бетонних плит і проявляються крізь верхній шар, а також деламінація та локальні руйнування асфальтобетонного шару [1, 2]. Діагностика цих дефектів традиційними методами, що базуються на візуальному огляді фахівцями, є трудомісткою, коштовною та не позбавленою суб'єктивізму. Крім того, результатом такого огляду зазвичай є якісний опис або грубі ескізи, що не дозволяють отримати точні кількісні показники (площі, лінійні розміри, щільність розподілу), необхідні для пріоритизації ремонтів, калькуляції ресурсів та прогнозування залишкового ресурсу конструкції.

Світовий досвід останнього десятиліття свідчить про інтенсивне впровадження методів комп'ютерного зору та глибокого навчання в галузі моніторингу інфраструктури [3, 4]. Моделі сімейства YOLO (You Only Look Once), зокрема остання версія YOLOv8, що включає функцію інстанс-сегментації (YOLOv8-seg), довели свою ефективність для завдань виявлення дорожніх дефектів у реальному часі, поєднуючи високу точність з достатньою швидкодією для вбудовування в мобільні системи [5, 6]. Незважаючи на наявність публічних датасетів та досліджень, присвячених аналізу асфальтобетонних покриттів [7–10], питома методика, цілісно адаптована саме до особливостей діагностики цементобетонних покриттів з шаром зношування, у науковій літературі розроблена недостатньо. Існуючі рішення часто зосереджені лише на фазі детекції, не забезпечуючи повноцінного технологічного ланцюжка від збору даних до отримання інженерно-значущих результатів у прив'язці до місцевості.

Мета роботи – розробка, технічна реалізація та комплексна апробація методики автоматизованого візуального обстеження, що забезпечує не лише виявлення, але й точну сегментацію, класифікацію та просторовий аналіз дефектів цементобетонних покриттів з шаром зношування. Запропонований підхід покликаний слугувати основою для формування цифрової інформаційної моделі стану покриття, що є критичним першим кроком до створення систем предикативної діагностики та управління ресурсом дорожньої інфраструктури.

Виклад основного матеріалу. Розроблена методика являє собою послідовний технологічний процес, який може бути поділений на вісім взаємопов'язаних етапів, що забезпечують перехід від сирих польових даних до структурованих інженерних висновків.

Збір первинних даних. Початковим етапом є організація збору первинних даних. Зйомка проводиться з рухомого транспортного засобу, обладнаного камерою високої роздільної здатності, жорстко закріпленою таким чином, щоб забезпечити повне охоплення смуги руху під оптимальним кутом. Критично важливим є синхронна фіксація відеопотоку та даних GPS з можливістю додаткового використання даних інерційного блоку (IMU) для точної прив'язки. Швидкість руху обмежується діапазоном 40–60 км/год, що дозволяє отримати достатню різкість зображення для аналізу дрібних дефектів при забезпеченні високої продуктивності обстеження.

Формування навчального датасету. Наступна фаза включає попередню обробку відео та формування навчального датасету. Відеопотік розділяється на окремі кадри з частотою 5–30 кадрів на секунду. Отримані зображення проходять корекцію яскравості та контрасту для компенсації впливу змінних умов освітлення. Для навчання та подальшої роботи моделі було розроблено спеціалізовану систему класифікації, адаптовану до специфіки об'єкта дослідження. Система включає п'ять основних класів: «справне покриття», «частково зруйноване покриття» (дрібні тріщини, початкова деламінація), «зруйноване покриття» (вибоїни, сітчасті тріщини), «поздовжній шов» та «поперечний шов». Така деталізація дозволяє не тільки ідентифікувати факт наявності дефекту, але й диференціювати ступінь його тяжкості, що має ключове значення для планування ремонтних заходів.

Якість роботи будь-якої нейромережевої моделі фундаментально залежить від якості розмітки даних. Тому етап анотації (ручної розмітки) є одним з найбільш відповідальних. Для моделі сегментації YOLOv8-seg були створені полігональні маски, що точно окреслюють межі кожного об'єкта на зображенні. Під час розмітки дотримувалися суворих правил: точне відтворення геометрії дефекту (особливо для тонких тріщин), однозначне віднесення до класу та обов'язкове врахування особливостей проявлення відбитих тріщин, які можуть мати менш виражений контур через наявність верхнього шару. Навчання моделі YOLOv8-seg проводилося з урахуванням вимог до подальшого її використання в мобільному комплексі. Була обрана архітектура yolov8m-seg, що забезпечує оптимальний баланс між швидкодією та точністю. Для підвищення узагальнюючої здатності моделі та її стійкості до різноманітних умов зйомки (різне освітлення, погода, наявність тіней) активно застосовувалися техніки аугментації даних: випадкові зміни яскравості, контрасту, додавання гауссового шуму, незначні афінні перетворення.

Валідація на окремому наборі даних. Після навчання модель проходила ретельну валідацію на окремому наборі даних, що не використовувався під час тренування. Основною метрикою оцінки була обрана середня точність сегментації (mAP50-seg). Після підтвердження якості модель переводилася в режим інференсу – автоматичної обробки нових відеопотоків. Для кожного кадру система генерувала полігони (маски) навколо виявлених дефектів, кожен з яких містив мітку класу та координати обмежувального прямокутника. Оскільки модель аналізує кожен кадр окремо, наступним критичним кроком є постобробка отриманих результатів. Її мета – трансформувати набір розрізнених полігонів з різних кадрів у цілісну цифрову карти дефектів. На цьому етапі виконується об'єднання масок одного класу, що належать одному фізичному дефекту, фільтрація дрібних шумових контурів, а також агрегація даних на основі GPS-координат. Результатом постобробки є векторний шар у форматі GeoJSON або Shapefile, де кожен об'єкт-полігон містить атрибутивну інформацію: тип дефекту, розраховану площу, довжину (для лінійних об'єктів), середню ширину та точні географічні координати. Цей шар безпосередньо імпортується в геоінформаційні системи (наприклад, QGIS, ArcGIS) або візуалізується в веб-браузері з використанням картографічних сервісів, таких як OpenStreetMap.

Фотограметричне калібрування камери. Для розрахунків розмірів дефектів застосовувалася теорія машинного бачення [11–13]. Приклади реалізації положень цієї теорії для практичних розрахунків наведено в пакеті OpenCV [14]. Для усунення впливу радіальної та тангенціальної дисторсії об'єктива було проведено фотограметричне калібрування камери за методом Чжана [13]. Було використано набір із 20 зображень калібрувальної шахівниці з відомим розміром елемента (довжина сторони квадрата – 50 мм). При калібруванні камери використовувалася правостороння система координат камери (рис. 1), де вісь $\boldsymbol{Z}$ спрямована вздовж оптичної осі, а осі $\boldsymbol{X}$ та $\boldsymbol{Y}$ — вправо та вниз відповідно, що узгоджується з піксельною системою координат зображення $\boldsymbol{x}$–$\boldsymbol{y}$ з початком у лівому верхньому куті.

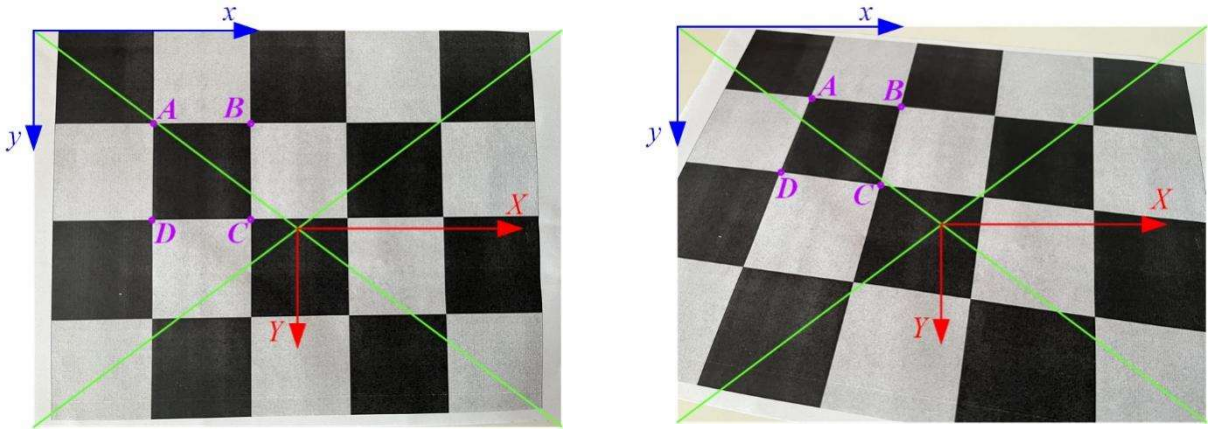

Рисунок 1 – Фотограметричне калібрування камери за методом Чжана
Figure 1 – Photogrammetric camera calibration using Zhang's method

Процес фотограмметричного калібрування можна представити як ланцюжок перетворень (рис. 2) між такими системами координат:

– світова система координат (World Coordinate System – WCS);
– система координат камери (Camera Coordinate System – CCS);
– система координат пікселів зображення (Image Pixel Coordinates – IPC) з дисторсією.

Рисунок 2 – Ланцюжок перетворень при фотограмметричному калібрування камери
Figure 2 – Transformation chain for photogrammetric camera calibration

Коефіцієнти дисторсії розраховувалися для нормалізованих координат на одиничній фокальній площині цієї системи. За допомогою бібліотеки OpenCV були обчислені матриця внутрішніх параметрів камери та коефіцієнти дисторсії. Усі польові зображення, отримані під час обстеження, проходили попередню корекцію дисторсії об'єктива. Використовуючи отримані під час калібрування коефіцієнти k_1, k_2, k_3, p_1, p_2 та матрицю внутрішніх параметрів камери K, до кожного кадру застосовувалась функція виправлення дисторсії з бібліотеки OpenCV (cv2.undistort()). Для підвищення продуктивності обробки відеопотоку в режимі, близькому до реального часу, були попередньо обчислені та використані мапи перетворення (cv2.initUndistortRectifyMap() та cv2.remap()). Після корекції зображення кадрувались за областю повної видимості (ROI) для усунення чорних країв, а координати усіх виявлених об'єктів корегувались з урахуванням цього зсуву для збереження точності геоприв'язки.

Розрахунку координат вузлових точок за моделлю перспективи. Реальна камера з кутом нахилу реалізує перспективну проекцію, яка описується гомографією – лінійним перетворенням у однорідних координатах, що відображає точку на площині дороги (X, Y) в піксель на зображенні (u, v).

Матриця гомографії H розміром 3×3 визначає це перетворення:

$$\begin{bmatrix} wu \\ wv \\ w \end{bmatrix} = H \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де w – масштабний коефіцієнт.

Рисунок 3 – Розташування еталонного квадрата на кадрі ділянки дороги
Figure 3 – Location of the reference square on the road section frame

Калібрування та визначення матриці гомографії H здійснювалося наступним чином. Для розрахунків приймаємо наступні системи координат:

– піксельну систему координат $u, x - O_{px} - v, y$ (розташована на кадрі, зображенні). Початок системи координат знаходиться у верхньому лівому куті кадру. Координати точки довільної точки – (u, v), де u зростає праворуч, v зростає униз. Одиниці вимірювання – пікселі (порядковий номер елемента растру). Координати розраховуються з субпіксельною точністю і зберігаються як дійсні числа, але фізично таке положення всередині пікселя відтворити неможливо, оскільки пікселі – цілі числа;

– локальну світову систему координат $X_w - O_w - Y_w$. Початок системи координат знаходиться у верхньому лівому куті квадрата на дорозі. Вісь X_w спрямована праворуч, вісь Y_w — униз (для відповідності піксельній системі). Одиниці вимірювання – метри. Це локальна і умовна система координат. Вона ідеально підходить для обчислення відносних розмірів дефектів (площі, довжини) всередині кадру або відносно квадрата. Однак, вона не є абсолютною глобальною системою (наприклад такою як, UTM або WGS 84).

На рис. 3 показано розташування еталонного квадрату з фізичним розміром сторони ***L*** = 4,5 м. Перевагами такого вибору координатних систем є:

– простота, бо координати інших кутів квадрата стають тривіальними;

– зрозумілість, оскільки будь-яка точка на дорозі тепер має координати (X_w, Y_w), які інтуїтивно зрозумілі. А саме, на скільки метрів ця точка знаходиться праворуч і нижче від лівого верхнього кута еталонного квадрата;

– фізичний зміст – прямокутна сітка світових координат «накладена» на дорогу так, що її лінії паралельні сторонам квадрата. Таким чином, квадрат служить не тільки еталоном довжини, а й еталоном орієнтації.

При цьому кожна точка на площині поверхні дороги може бути задана вектором координат у світовій системі відліку як:

$$P_w = \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix}. \tag{2}$$

Перехід від піксельних координат сегментованих дефектів до їх абсолютних розмірів на площині дороги було застосовано проективне перетворення (гомографію). Обчислення 8 вільних параметрів матриці гомографії H (1) здійснено методами лінійної алгебри (Direct Linear Transform — DLT) зіставленням системи рівнянь, що відповідає кутам еталонного квадрата на зображенні у метричній системі координат дороги та піксельної системи координат кадру. Дев'ятий параметр матриці приймається за «1» для нормування. Ця матриця унікальна для конкретної конфігурації камери – положення, кут нахилу осі об’єктива, фокусна відстань.

Після чого кожна вершина полігонального контуру дефекту трансформувалася в метричну систему за допомогою оберненої матриці H^{-1}. Площа дефекту обчислювалась безпосередньо в метрах за формулою Гауса для отриманого полігона. Даний метод, на відміну від простого масштабування через середній піксельний коефіцієнт, дозволяє для об’єктів, які розташовані в площині еталонного квадрату, точно компенсувати перспективні спотворення, викликані кутом нахилу камери, що забезпечує інваріантність вимірювань до положення дефекту в кадрі.

Перетворення меж дефекту з піксельної площини у світові координати здійснювалася за наступною логікою. Нехай модель YOLOv8-seg визначила дефект як полігон з N вершинами в пікселях: $poly_{px} = \{(u_1, v_1), (u_2, v_2), ..., (u_N, v_N)\}$. Тобто, для точки на дорозі з однорідними координатами її піксельні координати знаходяться як:

$$\begin{bmatrix} w \cdot u \\ w \cdot v \\ w \end{bmatrix} = H \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix}. \tag{3}$$

Після нормалізації отримуємо:

$$u = \frac{(H \cdot P_w)_1}{(H \cdot P_w)_3}, \; v = \frac{(H \cdot P_w)_2}{(H \cdot P_w)_3}, \tag{4}$$

де індекс добутка $(H \cdot P_w)$ позначає відповідну компоненту вектора.

Перехід від пікселів до координат на дорозі відбувається зворотнім чином. Для точки дефекту з піксельними координатами $P_{px} = \begin{bmatrix} u_{px} & v_{px} & 1 \end{bmatrix}^T$ її реальні координати на дорозі $P_w = \begin{bmatrix} u_w & v_w & 1 \end{bmatrix}^T$ обчислюються за оберненою гомографією:

$$\begin{bmatrix} w_x \cdot X_w \\ w_y \cdot Y_w \\ w \end{bmatrix} = H^{-1} \cdot \begin{bmatrix} u_{px} \\ v_{px} \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Результатом розрахунків за (5) вектор однорідних координат $\begin{bmatrix} w_x \cdot X_w & w_y \cdot Y_w & w \end{bmatrix}^T$, а після їх поділення на масштабний коефіцієнт w отримуємо і координати в локальній світовій системі:

$$X_w = \frac{\left(H^{-1} \cdot p_{px}\right)_1}{\left(H^{-1} \cdot p_{px}\right)_3} \text{ та } Y_w = \frac{\left(H^{-1} \cdot p_{px}\right)_2}{\left(H^{-1} \cdot p_{px}\right)_3}. \quad (6)$$

Формула (6) є фундаментальною для отримання метрично коректних даних із зображень об'єктів на кадрах, що розташовані в площині поверхні дороги.

Розрахунку розмірів дефектів за моделлю перспективи. Розрахунок площі дефекту за алгоритмом «shoelace» [11, 12] за формулою Гауса здійснюється в наступному порядку. Вихідними даними є результати роботи моделі YOLOv8-seg для одного дефекту у вигляді полігону, що представлений замкнутим ланцюгом з N вершин (рис. 4). Кожна вершина i після перетворень (6) має координати $P_i = (X_i, Y_i)$ в метрах у світовій системі координат.

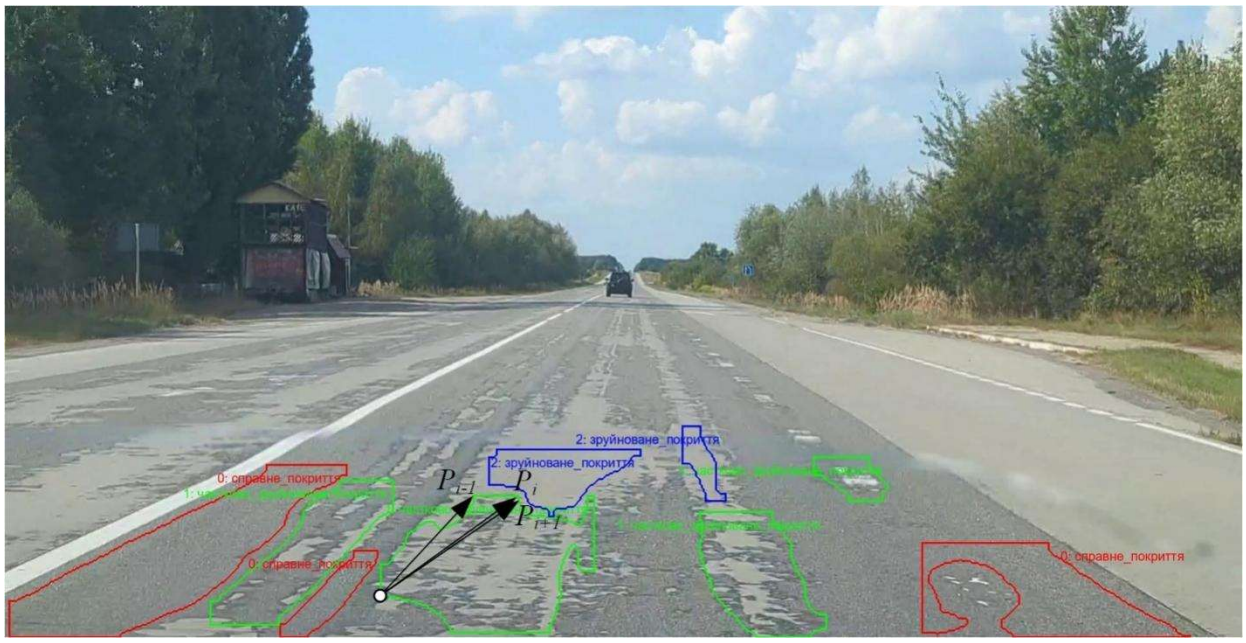

Рисунок 4 – Схема обходу повздовж контуру за формулою Гауса
Figure 4 – Scheme of bypassing the circuit using the Gauss formula

Алгоритм «shoelace» обчислює площу простого (не самоперетинаючогося) полігона, послідовно «обходячи» його вершини. Геометрично він ґрунтується на сумі площ трапецій, утворених кожною стороною полігона та її проекцією на одну з осей. Обхід вершин здійснюється в одному напрямку за годинниковою стрілкою, але допускається обхід і проти годинниковою стрілкою. Тоді площа полігону (замкнений контур дефекту) обчислюється за формулою:

$$S = \frac{1}{2}\left|\sum_{i=1}^{N}\left(X_i \cdot Y_{i+1} - X_{i+1} \cdot Y_i\right)\right|. \quad (7)$$

Формула (7) передбачає, що вершина з індексом $N+1$ збігається з вершиною 1, тобто: $X_{N+1} \equiv X_1$ та $Y_{N+1} \equiv Y_1$. Таким чином, сума фактично обчислюється для послідовності ребер сегмента відповідного дефекта. Формула Гауса («shoelace») є універсальною, точною та ефективною для полігонів довільної форми, як для опуклих, так і для увігнутих форм сегментів, навіть для складних і неопуклих форм [17]. Для забезпечення чисельної стійкості обчислень із числами з плаваючою комою, особливо при обробці великих полігонів, були дотримані рекомендації щодо мінімізації похибки округлення [18].

Обчислення лінійних розмірів дефектів (довжини та ширини) здійснюється в наступному порядку. Виконується центрування точок полігона (сегмента лінійного дефекту):

$$\bar{X} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} X_j^w \ , \ \ \bar{Y} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N} Y_j^w \ , \ c_j = \begin{bmatrix} X_j^w - \bar{X} \\ Y_j^w - \bar{Y} \end{bmatrix} \text{ для } j = 1...N. \quad (8)$$

Обчислюється коваріаційна матриця розподілу точок вершин полігону:

$$C = \frac{1}{N-1}\sum_{j=1}^{N} c_j c_j^T = \begin{bmatrix} Cov(X,X) & Cov(X,Y) \\ Cov(Y,X) & Cov(Y,Y) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Розв'язанням характеристичного рівняння (9) отримуємо власні значення для матриці C як λ_1 та λ_2 (при цьому приймаємо $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$). Тоді довжина та ширина дефекту відповідно:

$$L_d = 2\sqrt{2\lambda_1} \text{ . та } \ B_d = 2\sqrt{2\lambda_2} \ . \quad (10)$$

Множник $2\sqrt{2} \approx 2,83$ відповідає правилу «2σ» для апроксимації розмірів еліпса розсіювання точок полігона. Для більш консервативної оцінки можна використовувати множник 4 (правило «3σ»). Застосування залежностей (10) дозволяє здійснити статистичне оцінювання розмірів лінійних дефектів і урахувати їх складну форму.

Оцінка похибок калібрування. Загальна похибка визначення лінійних розмірів на площині дороги (відстані, розміри, координати) k формується з наступних складових:

– δ_L – похибки розмітки еталону;

– δ_{px} – похибки визначення меж у пікселях;

– δ_{plane} – похибки через неідеальність площини (нахил, нерівності).

При чому, значення складових похибки для типових умов може знаходитися в межах для:

– похибки розмітки еталону ±0,01 м;

– похибки визначення меж у пікселях ±0,5 пкс.

Похибки через неідеальність площини можуть бути оцінені за допомогою коефіцієнта рівності дороги *IRI*, наприклад, 4–5 мм/м.

Як що для умов вимірювання дефектів цементобетонних дорожніх покриттів з шаром зношування (див. рис. 3) прийняти довжину сторони еталонного квадрату $L_{et} = 4,5$ м, середню

довжину проекції сторони квадрату на кадрі $\bar{P}_{et} \approx 300$ пкс, то відносна похибка коефіцієнта k може бути оцінена як:

$$\frac{\Delta k}{k} \approx \sqrt{\left(\frac{\delta_L}{L_{et}}\right)^2 + \left(\frac{\delta_{px}}{\bar{P}_{et}}\right)^2 + \left(\frac{IRI}{1000}\right)^2} = \sqrt{\left(\frac{0,01}{4,5}\right)^2 + \left(\frac{0,5}{300}\right)^2 + \left(\frac{5}{1000}\right)^2} = 0,00572, \qquad (11)$$

або 0,572 %. Отримана оцінка похибок калібрування є прийнятною для використання при кількісному оцінюванні ступені пошкодження дорожнього покриву. Наведена процедура калібрування та вимірювання є практично реалізованим інженерним компромісом між точністю та складністю. Вона дозволяє отримати метрично прив'язані дані, достатні для задач моніторингу та паспортизації, з явно оціненою та контрольованою похибкою.

Результати та обговорення. Апробація розробленої методики була проведена на автомобільній дорозі загального користування М-07 Київ — Ковель на ділянці від км. 84 до км. 117 при обстеженні стану цементобетонного покриву влаштованого більше 12 років тонкошаровим покривом типу Slurry Seal. Загальна площа обстеженого покриття склала 25430 м². Модель YOLOv8-seg продемонструвала високу ефективність роботи. Загальне значення метрики mAP50-seg на тестовій вибірці склало 0,87, що свідчить про надійне розпізнавання та сегментацію об'єктів. Важливо відзначити диференційовану точність: класи «справне покриття» та «шви» були ідентифіковані з точністю понад 0,95, що пояснюється їхньою візуальною чіткістю. Для класів дефектів точність була дещо нижчою (0,83-0,84), що пов'язано з їхньою семантичною та візуальною неоднорідністю, особливо в умовах слабкої контрастності. Для інженерних розрахунків критичною є точність визначення площі. Порівняльний аналіз автоматично виміряних площ із результатами ручної обробки показав середню відносну похибку на рівні 4,7 %, що цілком прийнятно для потреб технічної інвентаризації та кошторисного планування.

Кількісний аналіз стану покриття на основі результатів автоматизованої обробки виявив незадовільну ситуацію. Лише 58,2 % від загальної площі було класифіковано як справне покриття. Частково зруйновані ділянки становили 32,6 %, а повністю зруйновані (вибоїни, скупчення тріщин) – 9,2%. Ці цифри об'єктивно обґрунтовують необхідність проведення ремонтних робіт на даній ділянці та дозволяють розрахувати попередні обсяги необхідних матеріалів.

Найбільшу практичну цінність має не загальна статистика, а просторовий аналіз отриманої карти дефектів. Візуальна інспекція мапи (рис. 5), побудованої на основі векторного шару, відразу ж виявляє неоднорідність розподілу дефектів. Для кількісної оцінки цього розподілу та виявлення закономірностей було застосовано метод оцінки ядерної щільності (Kernel Density Estimation – KDE). Аналіз KDE для класу «зруйноване покриття» виявив чіткі статистичні піки. Географічно ці піки з високою точністю збігалися з зонами динамічного навантаження на дорожнє полотно: ділянкою зупинки перед блок-постом (80-100 м), зонами з'їздів (200-240 м та 480-520 м) та ділянкою активного гальмування перед перехрестям (1120-1140 м).

Розподіл менш критичних дефектів класу 1 («частково зруйноване») виявився більш рівномірним, що може свідчити про вплив не тільки навантаження, але й загальних факторів старіння матеріалу, впливу клімату та можливих технологічних неоднорідностей при укладанні покриття. Проте невелике зростання їх щільності також спостерігалося поблизу зон концентрації класу 2, що може вказувати на прогресуючий характер пошкоджень.

Динаміка стану покриття вздовж траси детально відображена на профільній діаграмі (рис. 6), побудованій з кроком 10 метрів. Вона наочно демонструє, як відсоток справної площі різко падає в зонах, ідентифікованих за допомогою KDE, водночас зростаючи на інших ділянках. Така деталізація дозволяє локалізувати проблемні зони з точністю до декількох десятків метрів, що є ключовим для планування не капітального ремонту всієї ділянки, а цільових локальних втручань.

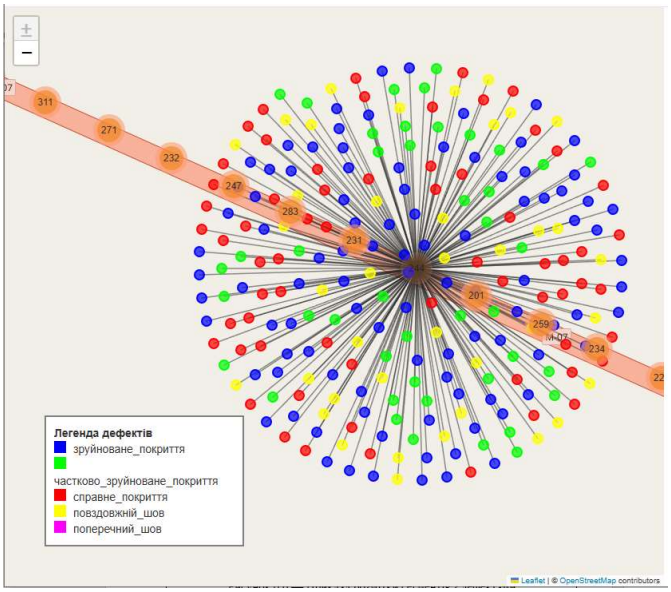

Рисунок 5 – Деталізація розподілу дефектів в конкретній точці ділянки
Figure 5 – Detailing the type of defects in a specific point of the plot

Рисунок 6 – Діаграми співвідношення площ тонкошарового покриття для кроку побудови (усереднення щільності розташування дефектів) — 10 м:
— у справному стані; — сумарно у справному стані та частково зруйноване
Figure 6 – Diagrams of the area of the thin-ball coating for the surface of the surface (average thickness of defect removal) – 10 m:
– at the inquiry station; – summarily at the reference station and partly destroyed

З практичної точки зору, розроблена методика забезпечує радикальне підвищення ефективності робіт з моніторингу. Обстеження ділянки в 1,2 км займає хвилини, а не години, а обробка даних відбувається автоматично. Отримані цифрові дані дозволяють точно розрахувати обсяги матеріалів для ямкового або картного ремонту, оцінити необхідну кількість герметику для тріщин, а також обґрунтувати обмежувальні заходи (наприклад, тимчасове обмеження швидкості до 60 км/год) на найбільш аварійних ділянках до виконання ремонту.

Висновки. Розроблено комплексну методику автоматизованого візуального обстеження цементобетонних покриттів з шаром зношування. Методика базується на нейромережевій моделі YOLOv8-seg та охоплює повний технологічний ланцюжок від мобільної відеозйомки з геоприв'язкою до генерації цифрових векторних карт дефектів, готових до використання в геоінформаційних системах.

Апробація методики на реальній ділянці на автомобільної дороги загального користування М-07 Київ — Ковель від км. 84 до км. 117 при обстеженні стану цементобетонного покриву влаштованого більше 12 років тонкошаровим покривом типу Slurry Seal підтвердила її технічну ефективність. Модель забезпечує середню точність сегментації (mAP50-seg) на рівні 0,87, а похибка визначення площі дефектів становить близько 4,7 %, що задовольняє вимогам інженерної діагностики. Кількісна оцінка показала, що лише 58,2 % площі покриття перебуває у справному стані, що є об'єктивним підґрунтям для планування ремонту.

Застосування методів просторового аналізу (оцінка ядерної щільності) до результатів роботи методики дозволило вийти за рамки простої інвентаризації та встановити статистично значущий зв'язок між розташуванням критичних руйнувань та зонами докладання динамічних навантажень (R^2=0,78). Це свідчить про навантажено-індукований характер більшості дефектів і вказує на деформації цементобетонної основи як на їх ймовірну першопричину.

Методика формує надійну інформаційну основу для переходу від традиційного, реактивного підходу до управління станом дорожньої інфраструктури до предиктивного. Створюючи точний, геоприв'язаний цифровий слід стану покриття з встановленими причинно-наслідковими зв'язками, вона відкриває можливості для прогнозування розвитку дефектів, оптимального планування термінів та обсягів ремонтних робіт, що веде до суттєвого підвищення економічної ефективності утримання доріг та подовження їх ресурсу.

Перелік посилань

1. Zhang, L., Yang, F., Zhang, Y., & Zhu, Y. J. Road crack detection using deep convolutional neural network. *IEEE International Conference on Image Processing* (ICIP), 2016. DOI: 10.1109/ICIP.2016.7533059.

2. Maeda, H., Sekimoto, Y., Seto, T., Kashiyama, T., & Omata, H. Road Damage Detection and Classification Using Deep Neural Networks with Smartphone Images. *arXiv preprint arXiv*:1801.09454, 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1801.09454.

3. Jiang, Y., & Pang, D. A real-time road crack detection method based on YOLOv8. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023. DOI: 10.1088/1742-6596/2441/1/012002.

4. Jocher, G., et al. Ultralytics YOLOv8. [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://docs.ultralytics.com.

5. Arya, D., Maeda, H., Ghosh, S. K., et al. Global Road Damage Detection: State-of-the-Art Solutions. *IEEE International Conference on Big Data*, 2020. DOI: 10.1109/BigData50022.2020.9377796.

6. Radopoulou, S. C., & Brilakis, I. A review of pavement defect detection and classification systems. *Proceedings of the International Conference on Smart Infrastructure and Construction*, 2016. DOI: 10.1680/icsic.64638.067.

7. Koch, C., & Brilakis, I. Pothole detection in asphalt pavement images. *Advanced Engineering Informatics*, 2011. Vol. 25, No. 3. P. 507–515. DOI: 10.1016/j.aei.2011.01.002.

8. Huidrom, L., Das, L. K., & Sud, S. K. Method for Automated Assessment of Cracking in Asphalt Pavement Surfaces. Transportation Research Record: *Journal of the Transportation Research Board,* 2013. No. 2367. P. 3–13. DOI: 10.3141/2367-01.

9. Eisenbach, M., et al. How to Get Pavement Distress Detection Ready for Deep Learning? A Systematic Approach. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks* (IJCNN), 2017. DOI: 10.1109/IJCNN.2017.7966020.

10. Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. Comparison of deep convolutional neural networks and edge detectors for image-based crack detection in concrete. *Automation in Construction*, 2018. Vol. 94. P. 154–166. DOI: 10.1016/j.autcon.2018.06.006.

11. Hartley R., Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision (2nd ed.). — Cambridge: *Cambridge University Press*, 2003. – 673 p. https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/hzbook.

12. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. – Springer, 2022 – 1232 p. https://szeliski.org/Book.

13. Zhang Z. A Flexible New Technique for Camera Calibration. I*EEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* Vol.: 22, Is.: 11, Nov. 2000, p. 1330 – 1334. DOI: 10.1109/34.888718.

14. https://docs.opencv.org/4.x/da/d6e/tutorial_py_geometric_transformations.html

15. Renso, C., Spaccapietra, S., & Zimányi, E. (Eds.). (2013). Mobility Data: Modeling, Management, and Understanding. *Cambridge University Press.* 424 p. ISBN 978-1107028192.

16. Quddus, M. A., Ochieng, W. Y., & Noland, R. B. (2007). Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies,* 15(5), 312–328. https://doi.org/10.1016/j.trc.2007.05.002.

17. O'Rourke, J. Computational Geometry in C. 2nd edition. *Cambridge University Press*, 1998. – 358 p.

18. Goldberg, D. (1991). What Every Computer Scientist Should Know About Floating-Point Arithmetic. *ACM Computing Surveys,* 23(1), 5–48. https://doi.org/10.1145/103162.103163.

COMPREHENSIVE METHODOLOGY OF AUTOMATED VISUAL INSPECTION OF CEMENT CONCRETE ROAD PAVEMENT WITH WEAR LAYER BASED ON THE YOLOV8-SEG NEURAL NETWORK FOR PREDICTIVE DIAGNOSTICS AND INFRASTRUCTURE MANAGEMENT SYSTEMS

Oksen Dmytro Y., Master, Tutorpeers LLC, Kyiv, Ukraine, e-mail: dmytro.oksen@tutorpeers.com, tel.: +380506744778, https://orcid.org/0009-0005-8280-4604.

Oksen Yevgeny I., Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor Department of System Design of Transport Infrastructure Objects and Geodesy, National Transport University, Kyiv, Ukraine, e-mail: eioksen@gmail.com, tel.: +380506744778, https://orcid.org/0000-0003-1075-6840..

Summary. Mo Research in the robot is aimed at identifying spatial segmentation, classification and geoinformation analysis of defects in cement concrete coatings with a wear ball. The technique is intended to serve as the basis for the formation of a digital model that will become a tool for predictive diagnostics. The core of the method contains the YOLOv8-seg neural network, optimized for instance segmentation tasks in real time. A new technological package has been developed, which includes: 1) mobile recording with synchronous GNSS binding; 2) forming a specialized dataset with five classes, adapted to the characteristics of the combined coating; 3) active modeling on marked polygonal masks; 4) post-processing and combining masks from different frames; 5) generation of vector balls of defects in GeoJSON format and their integration into GIS; 6) automatic breakdown of key indicators of the technical state (implosion index, number of defects). The testing was carried out on the plots of the highway M-07 Kiev – Kovel. The system provided pixel segmentation of defects with an average accuracy (mAP50-seg) of 0.87 on the test sample. A quick analysis revealed that more than 58.2 % of the surface area is found in the reference station, while partially constructed plots become 32.6 %, and completely constructed plots – 9.2 %. A deep spatial analysis revealed a statistically significant correlation between zones of concentration of defects of the “designed surface” type and points of dynamic stress (knuckles, joints, plating areas). This made it possible to classify 92 % of all significant ruins as «false lands». The developed methodology has brought the possibility of complete automation to the process of extracting objective, metrologically valid data about the coating mill. The results of the investigation can only be used to clearly describe the country, and also, through extensive analysis, indicate the reasons for it. This allows you to move from routine repairs to complete, technologically advanced repairs. The system forms a digital trace of the object, which is a critically important first step until the creation of a predictive digital model. Further research will focus on the integration of visual inspection data with the results of non-contact flaw detection methods (for example, ground penetrating radar probing) for assessing not only the surface, but also the internal balls of the structure.

Keywords: automated quilting, cement concrete coating, wear ball, neural measurement, YOLOv8-seg, instance segmentation, geographic information system, predictive control, digital twin, spatial analysis, deposited defect.

References

1. Zhang, L., Yang, F., Zhang, Y., & Zhu, Y. J. Road crack detection using deep convolutional neural network. *IEEE International Conference on Image Processing* (ICIP), 2016. DOI: 10.1109/ICIP.2016.7533059.

2. Maeda, H., Sekimoto, Y., Seto, T., Kashiyama, T., & Omata, H. Road Damage Detection and Classification Using Deep Neural Networks with Smartphone Images. *arXiv preprint arXiv*:1801.09454, 2018. DOI: 10.48550/arXiv.1801.09454.

3. Jiang, Y., & Pang, D. A real-time road crack detection method based on YOLOv8. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023. DOI: 10.1088/1742-6596/2441/1/012002.

4. Jocher, G., et al. Ultralytics YOLOv8. [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://docs.ultralytics.com.

5. Arya, D., Maeda, H., Ghosh, S. K., et al. Global Road Damage Detection: State-of-the-Art Solutions. *IEEE International Conference on Big Data*, 2020. DOI: 10.1109/BigData50022.2020.9377796.

6. Radopoulou, S. C., & Brilakis, I. A review of pavement defect detection and classification systems. *Proceedings of the International Conference on Smart Infrastructure and Construction*, 2016. DOI: 10.1680/icsic.64638.067.

7. Koch, C., & Brilakis, I. Pothole detection in asphalt pavement images. *Advanced Engineering Informatics*, 2011. Vol. 25, No. 3. P. 507–515. DOI: 10.1016/j.aei.2011.01.002.

8. Huidrom, L., Das, L. K., & Sud, S. K. Method for Automated Assessment of Cracking in Asphalt Pavement Surfaces. Transportation Research Record: *Journal of the Transportation Research Board,* 2013. No. 2367. P. 3–13. DOI: 10.3141/2367-01.

9. Eisenbach, M., et al. How to Get Pavement Distress Detection Ready for Deep Learning? A Systematic Approach. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks* (IJCNN), 2017. DOI: 10.1109/IJCNN.2017.7966020.

10. Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. Comparison of deep convolutional neural networks and edge detectors for image-based crack detection in concrete. *Automation in Construction*, 2018. Vol. 94. P. 154–166. DOI: 10.1016/j.autcon.2018.06.006.

11. Hartley R., Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision (2nd ed.). — Cambridge: *Cambridge University Press*, 2003. – 673 p. https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/hzbook.

12. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. – Springer, 2022 – 1232 p. https://szeliski.org/Book.

13. Zhang Z. A Flexible New Technique for Camera Calibration. I*EEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* Vol.: 22, Is.: 11, Nov. 2000, p. 1330 – 1334. DOI: 10.1109/34.888718.

14. https://docs.opencv.org/4.x/da/d6e/tutorial_py_geometric_transformations.html

15. Renso, C., Spaccapietra, S., & Zimányi, E. (Eds.). (2013). Mobility Data: Modeling, Management, and Understanding. *Cambridge University Press.* 424 p. ISBN 978-1107028192.

16. Quddus, M. A., Ochieng, W. Y., & Noland, R. B. (2007). Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies,* 15(5), 312–328. https://doi.org/10.1016/j.trc.2007.05.002.

17. O'Rourke, J. Computational Geometry in C. 2nd edition. *Cambridge University Press*, 1998. – 358 p.

18. Goldberg, D. (1991). What Every Computer Scientist Should Know About Floating-Point Arithmetic. *ACM Computing Surveys,* 23(1), 5–48. https://doi.org/10.1145/103162.103163.

Дата надходження до редакції 08.01.2026.
Дата прийняття статті після рецензування 05.02.2026.