

УДК 004.8

Кадинська В.Д., Молчанова М.О.

Хмельницький національний університет

АДАПТОВАНИЙ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ ПІДХІД ДО ВИЯВЛЕННЯ ФРАГМЕНТІВ БУДІВЕЛЬНИХ ВІДХОДІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ РЕАЛЬНИХ СЦЕН

У роботі розглянуто задачу автоматизованого виявлення фрагментів будівельних відходів на зображеннях реальних сцен, актуальну в контексті післявоєнної відбудови та зростання навантаження на системи управління відходами. Показано обмеженість класичних алгоритмів комп'ютерного зору, що ґрунтуються на порогових правилах та сконструйованих вручну ознаках, у сценах зі складним фоном, змінним освітленням і частковими перекриттями. Запропоновано адаптований нейромережевий підхід на основі одностадійного детектора YOLO.

The paper addresses the problem of automated detection of construction and demolition waste fragments in real-world images, which is highly relevant in the context of post-war reconstruction and increasing pressure on municipal waste management systems. It is shown that classical computer vision approaches based on hand-crafted features, thresholding and simple morphological rules are unreliable in scenes with complex backgrounds, varying illumination and partial occlusions. An adapted deep learning approach based on a one-stage YOLO detector is proposed.

Інтенсивне зростання обсягів будівництва, реконструкції та демонтажу об'єктів інфраструктури, а також масштабні процеси післявоєнної відбудови сформували якісно новий контекст для задач моніторингу будівельних відходів [1, 2]. Потоки уламків конструкцій, змішаного будівельного сміття та вторинних матеріалів дедалі частіше розподіляються у просторі нерівномірно, виникають стихійні скупчення, тимчасові склади, локальні звалища на периферійних територіях [3, 4]. За таких умов ефективно управління будівельними відходами потребує не лише регламентів і логістичних рішень, а й інструментів автоматизованого виявлення зон накопичення за візуальними даними, здатних працювати у реалістичних сценах із неконтрольованими умовами зйомки [5].

Швидке зростання обсягів будівельних відходів та необхідність їх ефективного виявлення у середовищах реального світу роблять задачі автоматизованої візуальної ідентифікації особливо актуальними. Традиційні методи контролю стану будівельних майданчиків і територій після демонтажів є

трудомісткими, потребують значних людських ресурсів та характеризуються низькою оперативністю. Використання комп'ютерного зору в поєднанні з глибокими нейронними мережами відкриває можливості створення автоматичних систем моніторингу, здатних ідентифікувати фрагменти будівельних відходів на зображеннях із високою точністю навіть у складних умовах освітлення, за варіантності форм, кольорів та фону.

Згорткові нейронні мережі є ключовою технологією для задач класифікації [6], сегментації [7] та детекції об'єктів на зображеннях [8]. Їхня здатність навчатись інваріантним до масштабу та поворотів ознакам дозволяє моделювати складну структуру будівельних відходів – уламків бетону, дерева, металевих конструкцій, мінеральної вати тощо. Однак реальні сцени містять значну кількість шумів [9], неоднорідний фон [10] та різноманітні погодні або технічні фактори [11], що впливають на якість зображень, тому актуальними стають адаптовані нейромережеві підходи, орієнтовані на роботу з даними такої варіативності [12]. Модифіковані CNN-архітектури, доповнені attention-модулями або багаторівневими фіч-блоками, здатні підвищувати точність локалізації та розпізнавання дрібних або частково перекритих об'єктів [13, 14].

Класичні підходи комп'ютерного зору, що спираються на сконструйовані вручну ознаки, порогове виділення областей інтересу [15], прості морфологічні перетворення та евристичні правила, виявляються нестійкими до складного фону, змінного освітлення, затінених ділянок і часткових перекриттів об'єктів. Будівельні відходи характеризуються великою варіативністю форм, розмірів, кольорів і фактур, можуть бути частково вкриті ґрунтом, снігом або рослинністю, змішуватися з побутовим сміттям і природними об'єктами [16]. Це призводить до того, що традиційні алгоритми мають або надмірно жорсткі налаштування, які пропускають значну частину уламків, або надто чутливі параметри, що генерують численні хибнопозитивні спрацювання.

На цьому тлі очевидною стає доцільність використання глибинних нейромережевих детекторів, які поєднують у собі автоматичне виділення ознак і локалізацію об'єктів. Одностадійні детектори типу YOLO зарекомендували себе як придатні для задач, де необхідне поєднання прийнятної точності та високої швидкодії, включно з аналізом відеопотоків у реальному часі. Однак без доменно-орієнтованої адаптації навіть сучасні архітектури демонструють лише обмежену якість виявлення будівельних відходів, оскільки базові набори даних для їх попереднього навчання не містять специфічної категорії «фрагменти будівельних уламків», а візуальні ознаки цих об'єктів часто маскуються складним фоном [17].

Проблема ускладнюється тим, що в операційному сенсі первинним завданням для муніципальних служб і систем підтримки прийняття рішень є не

стільки детальна класифікація матеріалів, скільки надійне виявлення самих зон накопичення будівельного сміття. На початковому етапі аналізу важливіше сформувати карту регіонів, де присутні значущі обсяги будівельних відходів, ніж відразу розрізняти бетон, цеглу, дерево чи метал [18]. Це обґрунтовує підхід, за якого нейромережевий детектор налаштовується на бінарну постановку «фрагмент будівельних відходів / фон», а деталізація матеріалів може розглядатися як наступний рівень аналізу, що виходить за межі даних тез.

Мета роботи полягає у розробленні, обґрунтуванні та експериментальній перевірці адаптованого нейромережевого підходу до виявлення фрагментів будівельних відходів на зображеннях реальних сцен із використанням одностадійного детектора YOLO, який спеціально донавчається на основі ручної дорозмітки зразків. Під адаптацією у даному контексті розуміється не лише формальне трансферне навчання з повторним налаштуванням ваг моделі, а й цілеспрямоване переформулювання задачі, уточнення критеріїв віднесення об'єктів до цільового класу, побудова збалансованого навчального набору, розроблення процедури поетапної ручної корекції розмітки та узгодження параметрів аугментації з реальними умовами експлуатації.

Дослідження базується на колекції зображень, отриманих у реалістичних умовах: на будівельних майданчиках, у зонах демонтажу зруйнованих споруд, на тимчасових складах будівельних відходів, а також на ділянках міського середовища, де будівельне сміття змішується з іншими типами відходів. Джерела візуальних даних включають знімки, отримані з рівня землі на мобільні пристрої та цифрові камери, а також окремі кадри з відеопотоків. У вибірці присутні сцени з різною щільністю відходів, різним масштабом об'єктів і широтою поля зору, що імітує спектр практичних сценаріїв від детального огляду окремих ділянок до узагальнених панорам. В межах підходу виконувалась ідентифікація класів, наведених на рисунку 1.

Особливе значення в рамках запропонованого підходу має процедура ручної дорозмітки. Початкова розмітка формувалася за схемою, близькою до спрощених евристичних правил, коли оператори виділяли у кадрі домінантні скупчення уламків із мінімальною деталізацією меж. Така розмітка виявилася недостатньо точною, оскільки значна частина рамок включала великі фрагменти фону, а дрібні уламки, які з точки зору експлуатаційних потреб є суттєвими, часто залишалися неврахованими. Для подолання цих обмежень було застосовано поетапний підхід: використовуючи попередньо навчену базову модель YOLO, на зображеннях генерувалися первинні пропозиції областей інтересу, після чого експерти вручну коригували межі рамок, вилучали очевидні хибнопозитивні

спрацювання, додавали пропущені фрагменти, що мають явно виражені ознаки будівельних відходів.

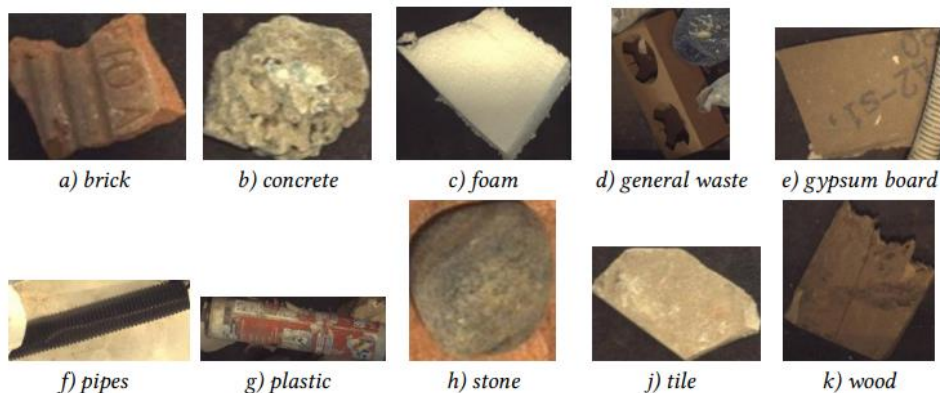


Рисунок 1 – Види будівельних відходів для ідентифікації

Ручна дорозмітка супроводжувалася детально розробленим протоколом, спрямованим на узгодженість і відтворюваність рішень між різними анотаторами. Було сформульовано критерії віднесення об'єкта до фрагмента будівельного сміття, де підкреслювалася необхідність фокусування на уламках конструкцій, які мають реальне значення з точки зору логістики прибирання та вторинної переробки. Надто дрібні часточки, пилові утворення та неоднозначні текстурні вclusions не позначалися як окремі об'єкти, аби не перевантажувати модель шумовими прикладами. Натомість структурні уламки цегли, бетону, плитки, дерев'яних елементів, металевих деталей і змішаних фрагментів розглядалися як цільові об'єкти, навіть якщо вони були частково перекриті іншими предметами або частково заглиблені у ґрунт.

Для забезпечення контролю якості розмітки застосовувався підхід, близький до експертної валідації. Вибірка анотованих зображень перевірялася незалежним експертом, який оцінював повноту охоплення уламків, точність позиціонування рамок та відсутність систематичних перекосів, наприклад, систематичної відмови від позначення певних типів матеріалів. За необхідності виконувалася повторна корекція найпроблемніших знімків, що дозволило сформувати підмножину високоякісних еталонних прикладів, придатних для подальшого трансферного навчання.

На основі підготовленого датасету було здійснено адаптацію базової моделі YOLO у режимі трансферного навчання. Вихідні ваги, отримані під час

попереднього навчання на універсальних наборах даних, використовувалися як початкова точка, що забезпечує загальну здатність моделі виділяти вузли, межі та текстурні патерни. На першому етапі навчання фіксувалися всі глибинні шари, відповідальні за низькорівневе та середньорівневе виділення ознак, тоді як оновленню підлягали лише параметри «голови» детектора, які контролюють формування рамок і бінарне рішення щодо наявності цільового об'єкта. Такий режим дозволяє швидко адаптувати модель до нової предметної області без значного ризику руйнування попередньо сформованого простору ознак.

Подальші етапи адаптації передбачали поступове «розморожування» частини проміжних шарів. Це дало змогу гнучкіше підлаштувати репрезентації під специфіку будівельних відходів, що мають характерні, але водночас різноманітні текстури. Для уникнення перенавчання було застосовано регуляризаційні прийоми, зокрема вагове згасання та контрольовану інтенсивність аугментації. Розмір входу детектора, параметри сітки передбачень і порогові значення для коефіцієнта перетину над об'єднанням налаштовувалися з урахуванням того, що цільові об'єкти можуть бути як відносно великими, так і дрібними, але операційно значущими.

Процес навчання супроводжувався цілеспрямованим застосуванням аугментації даних. Варіювалися яскравість, контраст, насиченість і колірний відтінок зображень, що моделювало різні погодні та освітлювальні умови, характерні для відкритих міських сцен. Використовувалося масштабування із збереженням пропорцій і подальшим довільним обрізанням, завдяки чому модель навчалася працювати з різними масштабами і ракурсами відносно зон накопичення відходів. Легке розмиття та шум дозволяли імітувати знижену якість зображення, властиву кадрам із відеопотоків камер спостереження або дронів. При цьому параметри аугментації підбиралися таким чином, щоб не зруйнувати ті ознаки, які є ключовими для відокремлення будівельних уламків від фону.

Оцінювання якості адаптованої моделі проводилося на відкладеній тестовій вибірці, яка формувалася з урахуванням різноманіття сцен і не брала участі в процесі навчання. Основними кількісними показниками слугували середня точність виявлення при фіксованому пороговому значенні коефіцієнта перетину над об'єднанням, повнота детекції та узагальнена оцінка, що характеризує баланс між пропусками та хибнопозитивними спрацюваннями. Додатково аналізувалися сценарії, де будівельні відходи займають значну частину кадру, і сценарії, де вони розташовані фрагментарно та змішуються з іншими об'єктами міського середовища. Такий розріз дозволив отримати уявлення про стабільність роботи моделі в умовах різної складності сцени.

Отримані результати засвідчили, що адаптація через ручну дорозмітку та поетапне донавчання призводить до помітного підвищення якості виявлення

порівняно з базовою моделлю без фахової адаптації. У сценах із неоднорідним фоном і частковими перекриттями фрагментів було зафіксовано зростання повноти детекції за збереження прийнятного рівня точності, що є критичним для задач моніторингу, де небажаними є пропуски значущих скупчень відходів. Зменшилася кількість хибних спрацювань на природних структурах, таких як каміння, оголені корені дерев або уламки асфальту, які на етапі попередніх експериментів часто помилково трактувалися як будівельне сміття.

Якісний аналіз типових помилок показав, що найбільшу складність для моделі становлять сцени, де фрагменти будівельних відходів частково вкриті ґрунтом, снігом або шаром пилу, а також зони з сильними відбиттями сонячного світла на металевих поверхнях. У таких випадках текстурні ознаки стають менш інформативними, а локальні перенасичення або провали яскравості ускладнюють процес виділення контурів об'єктів. Частина помилок пов'язана з дрібними фрагментами, які за розміром наближаються до шумових кластерів пікселів, і потребує або зміни параметрів сітки детектора, або залучення методів, орієнтованих на виявлення дуже малих об'єктів.

Важливим компонентом дослідження стало оцінювання обчислювальної доцільності запропонованого підходу. Одностадійна природа детектора YOLO дозволяє застосовувати адаптовану модель у режимах, близьких до реального часу, що відкриває можливості інтеграції в системи відеоспостереження, мобільні додатки для польових інспекторів, програмні комплекси для аналізу даних з безпілотних літальних апаратів. У роботі було проаналізовано варіанти розгортання моделі як на серверних обчислювальних вузлах, так і на відносно обмежених апаратних платформах. Встановлено, що за певної оптимізації параметрів і використання полегшених модифікацій архітектури модель може бути придатною для застосування у розподілених системах моніторингу, де частина попередньої обробки виконується на периферійних пристроях, а детальніший аналіз здійснюється на центральному сервері.

Адаптований нейромережевий підхід, описаний у роботі, можна розглядати як базовий рівень ширшої системи підтримки прийняття рішень у сфері управління будівельними відходами. Первинне автоматизоване виявлення зон із наявністю уламків формує вхідну інформацію для модулів, які оцінюють динаміку накопичення відходів, моделюють навантаження на інфраструктуру вивезення та переробки, аналізують дотримання екологічних обмежень у різних районах. Наявність достовірних карт виявлених зон будівельного сміття полегшує планування маршрутів спецтехніки, дозволяє оперативно виявляти стихійні звалища, підтримує прозорість контролю за діяльністю підрядних організацій.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з декількома важливими напрямками. Одним із них є розширення й диверсифікація навчального набору шляхом включення даних із різних географічних регіонів, сезонів та типів забудови, що має підвищити узагальнюваність моделі. Іншим перспективним напрямом є інтеграція додаткових модальностей, зокрема використання глибинної інформації або даних тепловізійних камер, які допомогли б відокремлювати об'єкти з різною фізичною структурою за непрямими ознаками. Не менш актуальним є дослідження підходів до активного навчання, коли модель, розгорнута в експлуатаційному середовищі, пропонує оператору для ручної дорозмітки найінформативніші кадри, що дозволить із мінімальними зусиллями підтримувати її актуальність за умови змінних сценаріїв застосування.

Таким чином, результати проведеного дослідження демонструють, що поєднання сучасних одностадійних нейромережових детекторів із ретельно організованою процедурою ручної дорозмітки та трансферного навчання дає змогу сформуванню адаптований інструмент для виявлення фрагментів будівельних відходів на зображеннях реальних сцен. Ретельно опрацьована анотація даних, узгодженість критеріїв виділення цільових об'єктів і доменно орієнтована адаптація моделі виявляються ключовими чинниками, що визначають стабільність і практичну корисність системи, часто не менш важливими, ніж вибір конкретної архітектури нейромережі. Запропонований підхід може слугувати основою для побудови комплексних рішень моніторингу будівельних відходів у контексті сталої урбаністичної політики та післявоєнної відбудови.

Перелік посилань

1. Zhuang, Z., Bi, J., & Wang, F. (2020). The Whole Process Management Monitoring and Control of Construction Waste. In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science (Vol. 435, No. 1, p. 012001). IOP Publishing.
2. Cha, G. W., Kim, Y. C., Moon, H. J., & Hong, W. H. (2017). The effects of data collection method and monitoring of workers' behavior on the generation of demolition waste. *International journal of environmental research and public health*, 14(10), 1216.
3. Lu, W., Chen, X., Peng, Y., & Shen, L. (2015). Benchmarking construction waste management performance using big data. *Resources, Conservation and Recycling*, 105, 49-58.
4. Yuan, H., Lu, W., & Hao, J. J. (2013). The evolution of construction waste sorting on-site. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 20, 483-490.
5. Bang, S., & Andersen, B. S. (2022). Utilising artificial intelligence in construction site waste reduction.
6. Кліменко В.І., Собко О.В., Мазурець О.В., Кадинська В.Д. Алгоритми та програмна архітектура експертної системи з продукційною моделлю подання знань. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №9 (50). С. 1252-1264.

7. Дидо Р.А., Мазурець О.В. Метод ідентифікації особистості на основі розпізнавання обличчя в реальному часі для систем кібербезпеки. Інформаційна, функційна і кібербезпека СКІФіК2024. Матеріали IV Всеукраїнської науково-технічної конференції. 29-30 листопада 2024. Харків. 2024. с. 36-37.
8. Молчанова М.О., Дідур В.О., Мазурець О.В., Тищенко О.О., Залуцька О.О. Інформаційна технологія використання хмарних обчислень для класифікації залишків зруйнованих будівель засобами нейронних мереж за візуальними даними з безпілотних літальних апаратів. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1259-1272.
9. Мазурець О.В., Жарновський О.В., Гладун О.В., Собко О.В. Нейромережеве виявлення фейкових зображень людей. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №5. Т.1. С. 416-422.
10. Мазурець О.В., Собко О.В., Дидо Р.А., Молчанова М.О., Тищенко О.О. Проєктування структури бази даних для інтелектуальної системи нейромережевого виявлення та локалізації на фотозображеннях ділянок із залишками зруйнованих будівель. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1242-1258.
11. Похитун А.В., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Бармак О.В. Підхід до формування датасету для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій обличчя людей. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 428-433.
12. Мазурець О.В., Петровський С.С., Дидо Р.А. Нейромережева модель для ідентифікації особистості за зображенням обличчя у реальному часі Інформаційні технології і автоматизація. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. Одеса, ОНТУ. 2024. С.655-658.
13. Похитун А.В., Мазурець О.В., Дидо Р.А., Молчанова М.О. Програмна архітектура для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій обличчя людей. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №3. Т.2. С. 493-500.
14. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Шурипа М.О. Об'єктно-орієнтований підхід до нейромережевого виявлення та відстеження БПЛА з використанням хмарних технологій. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №9 (50). С. 1346-1360.
15. Мазур Є.В., Мазурець О.В., Кліменко В.І., Собко О.В., Залуцька О.О. Алгоритми та програмна архітектура інформаційної системи нейромережевого аналізу постави людини. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №3. Т.1. С. 275-284.
16. Собко О.В., Кліменко В.І., Мазурець О.В., Залуцька О.О., Гладун О.В. Особливості програмної інженерії та тестування програмного забезпечення для нейромережевого аналізу фотоданих залишків зруйнованих будівель із роботизованої техніки. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №4 (45). С. 1566-1581.
17. Molchanova M., Didur V., Mazurets O., Sobko O., Zakharkevich O. Method for Construction and Demolition Waste Classification Using Two-Factor Neural Network Image Analysis. CEUR Workshop Proceedings, 2025, vol. 3970, pp. 168-182.
18. Дідур В.О., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Спосіб виявлення та класифікації залишків зруйнованих будівель та будівельного сміття за фотографіями з використанням моделей CNN. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2025. №1 (42). С. 1162-1175.