

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІЗНИХ ТИПІВ ПОШКОДЖЕННЯ АВТОТРАНСПОРТУ

Телішевський П.А.

Національний університет «Львівська Політехніка»

Україна, Львів

petro.a.telishevskiy@lpnu.ua, <https://orcid.org/0009-0008-8328-0373>

Анотація. У роботі було описано використання нейронної мережі типу одностадійного детектора об'єктів, а саме YOLOv8 та проведені експерименти із її використанням для задач сегментації об'єктів на зображенні. У даному дослідженні була поставлена задача розпізнати та сегментувати різні типи пошкодження автомобілів. Експерименти було проведені з метою можливого застосування у автоматизації оцінки збитків.

Ключові слова: одностадійний детектор об'єктів; пошкодження автомобіля; сегментація; instance segmentation; YOLO.

Вступна частина. Невпинними темпами у містах зростає кількість автотранспорту. З кожним року це число буде рости, а це призводить до того, що кількість автопригод на дорогах зростає, це дає велике навантаження на страхові компанії. Оскільки традиційні методи, що базуються на візуальній перевірці експертами, є трудомісткими, суб'єктивними та можуть призводити до помилок. Уявімо, що якщо автомобіль отримав незначну вм'ятину крила, подряпину бампера або тріщину на лобовому склі, не потрібно буде годинами чекати на експерта, який оцінить пошкодження. І навіть замість того, щоб чекати, ви зможете дізнатися, яку компенсацію надасть страхова компанія в той же день. Використання сучасних алгоритмів комп'ютерного зору, дозволяє автоматизувати цей процес. У цьому дослідженні представлено застосування методу для сегментування пошкоджень різних типів, що відкриває можливості для підвищення ефективності оцінки пошкоджень і зменшення часу на проведення ремонтних робіт.

Метою дослідження є використання моделі YOLOv8 у задачах сегментації пошкоджень автотранспорту, проведення експериментів та оцінки роботи моделі для подальшого використання у системі автоматизованого оцінювання пошкодження.

Аналіз літературних джерел. У даному дослідженні [1] автори обговорили різні засоби та методи класифікації пошкоджень автомобілів. Спочатку вони розглянули згорткові нейронні мережі (CNN). Однак це не дало успішних результатів. Тоді автори спробували переносне та ансамблеве навчання. І це дало хороші результати, а саме точність 89,5%. У дослідженні [2] автори застосували нейронну мережу Mask RCNN для сегментації пошкоджень автомобілів. Вони продемонстрували ефективність моделі за різних умов, зокрема при нормальному та слабкому освітленні, на малій дистанції та за інших обставин отримавши точність у покращеному варіанті Mask RCNN. 83,14%. У третьому дослідженні [3] для вирішення аналогічного завдання також використали Mask RCNN, але з попередньо натренованою моделлю Inception ResNetV2, яка продемонструвала найкращі результати, а саме у 92%.

Основна частина. Як можна побачити із аналізу літературних джерел найпоширенішим методом для вирішення даної задачі – Mask RCNN. Даний вид нейронних мереж є двостадійним детектором об'єктів. У даному дослідженні пробується використати одностадійний детектор об'єктів. Оскільки у даного виду є кілька переваг, а саме, проводить

передбачення координат і класів об'єктів за один прохід через мережу, що забезпечує високу швидкість.

У даній роботі було використано YOLO, а якщо уточнювати – це YOLOv8. Дана модель [4] – це потужний і гнучкий інструмент для задач комп'ютерного зору, який поєднує в собі швидкість, точність і простоту використання. Також можна зазначити кілька переваг над попередніми версіями YOLO. Оскільки дану версію моделі можна використати у різних задачах:

- класифікація
- розпізнавання об'єктів
- сегментація об'єктів.

Набором даним у виконанні задачі сегментації було використано CarDD [5]. Це поширений набір даних для даного виду задач, тому що є можливість використання як розпізнаванні так і у сегментації пошкодження. У даному наборі даних описується 6 видів пошкодження автотранспорту:

- тріщина
- вм'ятина
- осколок скла
- розбита лампа
- подряпина
- спустило колесо

Наведемо кілька прикладів зображень що давалися на навчання нашої моделі. На рисунку 1 буде продемонстровано два зображення, де на одному є кілька пошкоджень різного типу та на другому лише один вид пошкодження.



Рис. 1 Приклад зображень із різними пошкодженнями автомобіля

Обравши методи та набір даних було проведено експеримент. Для оцінки роботи YOLOv8 було використано такі метрики, як: precision, recall та mAP, де це означає Mean Average Precision. У таблиці 1 буде наведено значення що були отриманні при використанні натренованої моделі на тестовому наборі даних.

Таблиця 1 Результат роботи YOLOv8

precision	recall	mAP
0.753	0.707	0.742

Також буде наведено результати по даним показникам для кожного класу набору даних у таблиці 2

Таблиця 2 Результат роботи YOLOv8 для кожного класу

клас	precision	recall	mAP
crack	0.528	0.423	0.383
dent	0.674	0.534	0.61
glass shatter	0.947	0.933	0.986
lamp broken	0.837	0.872	0.915
scratch	0.567	0.588	0.586
tire flat	0.964	0.89	0.973

З результатів у таблиці 1 та 2 видно, що дані результати не є високими, особливо якщо їх порівнювати із методами що використовували інші автори. Можна відмітити, що певні класи показали досить високі показники. Однак є клас який демонструє найгірші результати, а саме, клас crack. Якщо оглядати, що у нас різні значення по класам, загальне значення моделі не дало високих результатів. Також це можна спостерігати візуально, на рисунку 2 буде продемонстровано набір тестових зображень із нашими результатами.



Рис. 2 Результати виконання натренованої моделі YOLOv8 на тестових зображеннях

Висновки. У даному дослідженні було продемонстровано застосування моделі YOLOv8 для сегментації пошкоджень автотранспорту. Модель продемонструвала середні результати за такими метриками, як precision, recall та mAP. Хоча деякі класи пошкоджень, як-от glass shatter та tire flat, досягли високих результатів, клас crack показав найгіршу продуктивність. Зазначимо що модель YOLOv8 має перевагу в швидкості обробки, але поступається в точності. Це відкидає можливість використання цієї моделі для автоматизованої оцінки пошкоджень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Patil, K., Kulkarni, M., Sriraman, A., & Karande, S. (2017). Deep Learning Based Car Damage Classification. *2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 50–54. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2017.0-179>
- [2] Zhang, Q., Chang, X., & Bian, S. B. (2020). Vehicle-Damage-Detection Segmentation Algorithm Based on Improved Mask RCNN. *IEEE Access*, 8, 6997–7004. Scopus. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2964055>
- [3] Qaddour, J., & Siddiq, S. A. (2023). Automatic damaged vehicle estimator using enhanced deep learning algorithm. *Intelligent Systems with Applications*, 18, 200192. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2023.200192>
- [4] Sapkota, R., Ahmed, D., & Karkee, M. (2024). Comparing YOLOv8 and Mask R-CNN for instance segmentation in complex orchard environments. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 13, 84–99. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2024.07.001>
- [5] Wang, X., Li, W., & Wu, Z. (2023). CarDD: A New Dataset for Vision-Based Car Damage Detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24(7), 7202–7214. <https://doi.org/10.1109/TITS.2023.3258480>

Telishevskiy P.A.

Use of neural networks to identify different types of vehicle damage

Abstract. The paper describes the use of a neural network of the single-stage object detector type, namely YOLOv8, and conducts experiments with its use for object segmentation tasks in an image. In this study, the task was to recognize and segment different types of car damage. The experiments were conducted with the aim of possible application in the automation of damage assessment.

Keywords: one-stage object detector; car damage; segmentation; instance segmentation; YOLO.