

**КАЗИОНОВ МАКСИМ**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0004-0177-3336>e-mail: [mr.kazionov@gmail.com](mailto:mr.kazionov@gmail.com)**СКРИПНИК ТЕТЯНА**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8531-5348>e-mail: [tkskripnik1970@gmail.com](mailto:tkskripnik1970@gmail.com)**ПАСІЧНИК ОЛЕКСАНДР**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8760-4688>e-mail: [o.a.pasichnyk@gmail.com](mailto:o.a.pasichnyk@gmail.com)**ВОЗНЮК ЛЕОНІД**

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0002-1152-3192>e-mail: [leonid.voznuk@gmail.com](mailto:leonid.voznuk@gmail.com)

## ВДОСКОНАЛЕНИЙ МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ БПЛА ЗА ТЕПЛОВІЗІЙНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ НА ОСНОВІ МОДЕЛІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ YOLO

У роботі представлено результати дослідження застосування методу виявлення БПЛА на тепловізійних зображеннях із використанням методів глибокого навчання. Основну увагу приділено розробці та вдосконаленню архітектури YOLO, яка дозволяє ефективно визначати та локалізувати БПЛА у реальному часі. Для тренування та тестування моделей використовувалася публічний датасет "shahed136-detect" із 8100 тепловізійними зображеннями, а також застосовувалася симуляція різних погодних умов, таких як туман, дощ та шум.

Для підвищення стійкості моделі до реальних умов експлуатації було використано кілька технік вдосконалення архітектури YOLO, включаючи зміну щільності сітки до 30x30, збільшення кількості фільтрів у згорткових шарах та застосування методів регуляризації. Було реалізовано три версії моделей YOLO (YOLOv1, YOLOv2, YOLOv3), кожна з яких відрізняється глибиною, розміром сітки та методами регуляризації. Найкращі результати було досягнуто для YOLOv3, яка забезпечила точність 96.8%, що на 7.6% більше порівняно з YOLOv1.

Проведені експерименти показали, що вдосконалена модель YOLOv3 забезпечує високу точність розпізнавання навіть у складних умовах, включаючи низький контраст, шумові перешкоди та варіативні кути спостереження. Використання симуляції погодних умов дозволило моделі краще адаптуватися до реальних сценаріїв роботи, що підтверджено зростанням метрик точності, повноти та F1-міри.

Впровадження методу в автоматизовані системи моніторингу повітряного простору дозволяє своєчасно та точно визначати наявність БПЛА навіть у складних погодних умовах, таких як туман та дощ. Використання методів попередньої обробки зображень та адаптація архітектури YOLO для роботи з тепловізійними даними дозволяє значно підвищити точність і надійність роботи системи в реальних умовах.

Ключові слова: глибоке навчання, тепловізійна детекція, виявлення БПЛА, YOLO, автоматизовані системи моніторингу, безпека.

KAZIONOV MAKSYM, SKRYPNYK TETIANA,  
PASICHNYK OLEKSANDR, VOZNYUK LEONID  
Khmelnytskyi National University

## ENHANCED METHOD FOR UAV DETECTION IN THERMAL IMAGES BASED ON THE YOLO DEEP LEARNING MODEL

This paper presents the results of a study on the detection of UAVs in thermal images using deep learning methods. The primary focus is on the development and improvement of the YOLO architecture, which enables effective detection and localization of UAVs in real time. To train and test the models, the public "shahed136-detect" dataset with 8,100 thermal images was used, along with the simulation of various weather conditions, such as fog, rain, and noise.

To enhance the model's robustness under real operating conditions, several improvements to the YOLO architecture were implemented. These include increasing the grid density to 30x30, adding more filters in convolutional layers, and applying regularization techniques. Three versions of YOLO models (YOLOv1, YOLOv2, YOLOv3) were developed, each differing in depth, grid size, and regularization methods. The best performance was achieved by YOLOv3, which provided an accuracy of 96.8%, representing a 7.6% improvement over YOLOv1.

The experiments demonstrated that the enhanced YOLOv3 model ensures high recognition accuracy even in challenging conditions, including low contrast, noise interference, and variable observation angles. Simulating weather conditions enabled the model to better adapt to real-world scenarios, as confirmed by improvements in accuracy, recall, and F1-score metrics.

The implementation of the method in automated airspace monitoring systems allows for timely and accurate detection of UAVs, even in adverse weather conditions such as fog and rain. The use of image preprocessing techniques and the adaptation of the YOLO architecture for thermal data processing significantly improve the accuracy and reliability of the system in real-world conditions.

Keywords: deep learning, thermal detection, UAV detection, YOLO, automated monitoring systems, security.

### Вступ та постановка проблеми

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) займають важливе місце у сучасному світі, завдяки своїй універсальності та широким можливостям. Вони знаходять застосування як у цивільній сфері, так і у військових операціях, починаючи від доставки товарів і закінчуючи тактичними місіями [1]. Однак разом

із розширенням їх функціональності зростають ризики їхнього несанкціонованого використання, що становить значну загрозу для безпеки громадян та державних об'єктів. Зокрема, БПЛА можуть бути використані для незаконного спостереження, контрабанди, атак на критичну інфраструктуру та інших шкідливих дій.

Традиційні методи виявлення БПЛА базуються на використанні радарних систем, акустичних сенсорів або оптичних пристроїв. Хоча ці технології мають певні переваги, вони мають і суттєві обмеження, особливо у складних умовах середовища. Наприклад, оптичні системи стають менш ефективними в умовах поганого освітлення, а акустичні сенсори можуть бути неефективними через високий рівень фонового шуму. Використання тепловізійних зображень, які відображають інфрачервоне випромінювання, є перспективним підходом для вирішення цих проблем, адже вони дозволяють виявляти об'єкти незалежно від умов освітлення та можуть працювати навіть у складних метеорологічних умовах.

Проте аналіз тепловізійних зображень має свої виклики, зокрема через низький контраст, високий рівень теплових шумів і варіативність теплових слідів об'єктів. Для ефективного аналізу таких даних потрібні передові алгоритми, здатні розпізнавати об'єкти у складному середовищі. У цьому контексті методи глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), демонструють високу ефективність у задачах комп'ютерного зору, зокрема в задачах класифікації та детекції об'єктів.

Одним із найбільш популярних алгоритмів глибокого навчання для задач детекції об'єктів є YOLO (You Only Look Once) [2]. Ця модель поєднує високу точність і швидкість роботи, що робить її придатною для використання у реальному часі. Проте базова архітектура YOLO не оптимізована для роботи з тепловізійними зображеннями, що обмежує її ефективність у задачах виявлення БПЛА. Для досягнення високої точності та стійкості до шумів потрібна адаптація цієї моделі з урахуванням специфіки теплових даних.

Актуальність дослідження. Потреба у створенні ефективних систем виявлення БПЛА на основі тепловізійних зображень зумовлена їх широким застосуванням та потенційними загрозами для безпеки. Удосконалення існуючих моделей глибокого навчання шляхом адаптації до тепловізійних даних є важливим напрямком розвитку сучасних технологій моніторингу повітряного простору.

Мета дослідження. Розробка вдосконаленої архітектури YOLO для виявлення БПЛА на основі аналізу тепловізійних зображень, що дозволить підвищити точність і надійність роботи моделі в умовах реального середовища.

Запропонований підхід спрямований на вирішення актуальних задач ідентифікації БПЛА, забезпечуючи високу точність, швидкість роботи та стійкість до зовнішніх перешкод. Це дослідження має потенціал для широкого застосування у військовій сфері, забезпеченні громадської безпеки, а також у комерційних і промислових проектах, де потрібен ефективний моніторинг повітряного простору.

#### **Аналіз останніх джерел**

Розвиток методів виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА) значно активізувався останніми роками у зв'язку зі зростанням їхнього використання у військових, цивільних та промислових сферах. Сучасні дослідження спрямовані на створення більш ефективних та надійних підходів для автоматичного виявлення БПЛА навіть у складних умовах, таких як шум, зашумлені дані та низький рівень контрастності теплових зображень. Для цього активно застосовуються технології глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні нейронні мережі (RNN), гібридні архітектури та моделі на основі YOLO.

Одним із найбільш поширених підходів до виявлення БПЛА є застосування згорткових нейронних мереж (CNN). Дослідники Yang Z, Lian J [3] використовували CNN для класифікації інфрачервоних зображень БПЛА. Їхня модель дозволила досягти високої точності класифікації завдяки ефективній обробці особливостей теплових слідів. У цьому підході використовувалася глибока архітектура CNN з кількома згортковими шарами для виділення просторових ознак та повнозв'язними шарами для узагальнення даних перед класифікацією.

Іншим цікавим підходом є робота [4], де була розроблена архітектура на основі YOLO для детекції БПЛА у реальному часі. Цей підхід дозволяє забезпечити високу швидкість виявлення за рахунок прямого прогнозування координат рамок та класів об'єктів у кадрі.

Для аналізу сигналів, що мають часові залежності, дослідники застосовують рекурентні нейронні мережі (RNN) та їхні вдосконалення, такі як LSTM та BiLSTM. Робота Li, Zhang та Wang [5] описує гібридну архітектуру CNN-LSTM, яка дозволяє обробляти не лише просторові, а й часові ознаки теплових відео. Це особливо корисно у ситуаціях, коли присутні динамічні зміни у кадрах відео.

Одним із найбільш популярних та ефективних методів детекції БПЛА є архітектура YOLO (You Only Look Once). Базова версія YOLO передбачає поділ зображення на сітку, для кожної комірки якої прогнозуються координати об'єкта та клас. З моменту створення YOLOv1 було запропоновано кілька вдосконалень, таких як YOLOv2, YOLOv3 та YOLOv4. Вони спрямовані на підвищення точності та швидкості детекції об'єктів. Зокрема, YOLOv3 та YOLOv4 мають більш глибоку архітектуру з додатковими шарами для виділення ознак та використання методів регуляризації.

У роботі Redmon та Farhadi [6] детально описано еволюцію YOLO від першої до третьої версій, акцентуючи увагу на підвищенні точності та здатності обробляти дрібні об'єкти у кадрі.

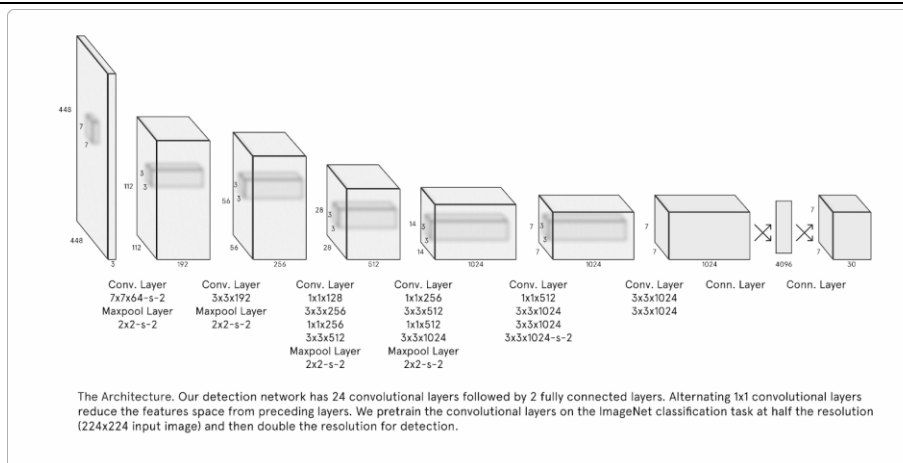


Рисунок 1 - Архітектура YOLO [6]

Модифіковані версії YOLO широко використовуються для виявлення БПЛА. Наприклад, у роботі Chengji Ma та Yanyun Fu [7] було розроблено архітектуру YOLO для роботи з тепловізійними зображеннями. Основною відмінністю їхнього підходу є використання додаткових згорткових шарів для обробки теплових зображень із низьким контрастом.

Для підвищення стійкості моделей до змін умов середовища дослідники активно використовують методи аугментації та регуляризації. У дослідженнях [8] було показано, що використання методів повороту, масштабування, зміщення та додавання шуму дозволяє покращити узагальнюючу здатність моделей. Крім того, для боротьби із перенавчанням у багатьох сучасних дослідженнях застосовується L2-регуляризація та шари виключення (Dropout). Використання цих методів допомагає зробити моделі більш стійкими до перенавчання та підвищити точність роботи на нових даних.

Загальний огляд сучасних досліджень демонструє, що найефективнішими підходами є модифіковані версії YOLO, адаптовані під специфіку теплових зображень. Таким чином, завдання створення універсальної моделі для ідентифікації БПЛА у складних умовах залишається актуальним та перспективним напрямом досліджень.

#### Виклад основного матеріалу

Основною метою є вдосконалення моделі YOLO для забезпечення високої точності та продуктивності у виявленні БПЛА на тепловізійних зображеннях. Для цього було розроблено три версії моделей YOLO: YOLOv1, YOLOv2 та YOLOv3.

Кожна версія має свої відмінності у структурі та методах обробки вхідних зображень.

- YOLOv1: Базова архітектура, що включає згорткові шари з кількістю фільтрів 32, 64 та 128. Для покращення узагальнення моделі було використано Dropout із ймовірністю 0.5 та L2-регуляризацію для запобігання перенавчанню. Розмір сітки встановлено на рівні 19x19.

- YOLOv2: Удосконалена версія моделі, яка включає глибші згорткові шари (64, 128, 256 та 512 фільтрів) із застосуванням ядра 7x7 у перших шарах та 3x3 у глибших шарах. Сітка моделі була збільшена до 26x26 для кращої ідентифікації дрібних об'єктів. Додатково реалізовано методи регуляризації (Dropout та L2-регуляризація), а також раннє завершення навчання (early stopping) для уникнення перенавчання.

- YOLOv3: Найбільш вдосконалена версія, яка передбачає збільшення кількості згорткових шарів до 7 із кількістю фільтрів 64, 128, 256, 512 та 1024. Основною особливістю є збільшення розміру сітки до 30x30 для більш точної ідентифікації дрібних БПЛА та інтеграція шари Batch Normalization для стабілізації процесу навчання.

Всі три архітектури було натреновано на наборі теплових зображень із публічного датасету "shahed136-detect" із сайту Universe.roboflow.com [9]. Датасет містить 8,100 зображень із розміченими об'єктами класу "БПЛА", що дозволило створити потужну навчальну вибірку для тренування та оцінки моделей.

На етапі підготовки даних було здійснено такі ключові дії:

- Завантаження та попередня обробка даних: Зображення були змінені до розміру 224x224 пікселів для забезпечення узгодженості з архітектурою YOLO. Для підвищення точності та стійкості моделей виконано нормалізацію значень пікселів у діапазон [0, 1].

- Аугментація зображень: Для збільшення обсягу даних були застосовані методи зміщення, повороту, розмиття, а також створено симуляції погодних умов (туман, дощ та шум). Це дозволило зробити модель стійкою до реальних умов роботи.

- Розподіл вибірки: Датасет було розподілено у співвідношенні 80% – тренувальні дані, 10% – валідаційні дані та 10% – тестові дані. Це дозволило забезпечити надійну оцінку продуктивності моделей на незалежних вибірках.

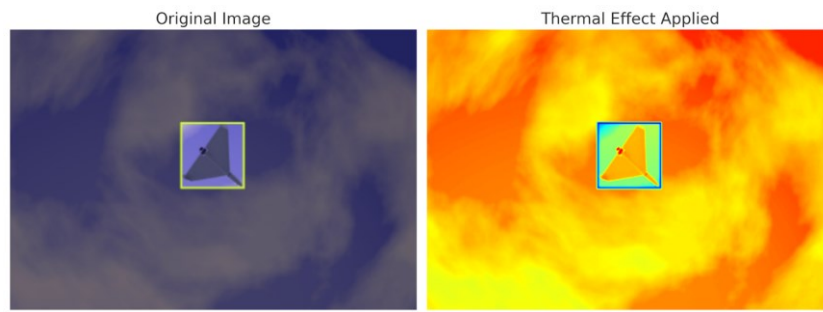


Рисунок 2 – Приклад зображення БПЛА з імітацією тепловізійного ефекту

Для оцінки ефективності моделей YOLOv1, YOLOv2 та YOLOv3 було проведено навчання та тестування на одному й тому ж датасеті. Оцінювання проводилося за метриками точності (Accuracy), повноти (Recall), точності позитивних передбачень (Precision) та F1-міри.

YOLOv1 – модель показала прийнятну точність із метрикою точності (Accuracy) 89.2% та F1-мірою 0.86. Проте було виявлено значну кількість хибно-позитивних спрацьовувань.

YOLOv2 – покращена архітектура YOLOv2 забезпечила збільшення точності до 93.7%, а F1-міра досягла 0.91. Використання глибшої архітектури дозволило зменшити кількість хибно-позитивних спрацьовувань.

YOLOv3 – найкраща версія із трьох із точністю 96.8%, F1-мірою 0.94 та Recall 0.95. Цей підхід показав високу здатність до узагальнення, навіть у зашумлених умовах та умовах з низькою видимістю.

Confusion matrix - YoloV1				Confusion matrix - YoloV3			
TARGET \ OUTPUT	Не БПЛА	БПЛА	SUM	TARGET \ OUTPUT	Не БПЛА	БПЛА	SUM
Не БПЛА	251 39.7%	32 5.1%	283 88.7% 11.3%	Не БПЛА	278 43.9%	5 0.8%	283 98.2% 1.8%
БПЛА	39 6.2%	311 49.1%	350 88.9% 11.1%	БПЛА	7 1.1%	343 54.2%	350 98.0% 2.0%
SUM	290 86.6% 13.4%	343 90.7% 9.3%	633 88.8% 11.2%	SUM	285 97.5% 2.5%	348 98.6% 1.4%	633 98.1% 1.9%

Рисунок 3 – Матриці помилок моделей YoloV1 та YoloV3

Для оцінки продуктивності моделей було створено матриці помилок для кожної з них. Було помічено, що YOLOv3 забезпечує найменшу кількість помилкових класифікацій у порівнянні з YOLOv1 та YOLOv2. Окрім того, продуктивність YOLOv3 на тестових даних із зашумленими зображеннями виявилася значно кращою завдяки використанню більшої сітки та збільшенню глибини архітектури.

Результати дослідження показали, що вдосконалена архітектура YOLO є ефективним інструментом для виявлення БПЛА за тепловізійними зображеннями. Покращення у точності, швидкості та стійкості до шуму роблять її перспективною для використання у реальних системах моніторингу. Запропоновані методи можуть бути використані для подальшого розвитку технологій у сфері безпеки та моніторингу повітряного простору.

### Висновки

У результаті проведеної роботи було розроблено та вдосконалено метод виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА) за тепловізійними зображеннями із застосуванням глибокого навчання на основі архітектури YOLO. Основною метою роботи було підвищення точності та стійкості системи до зашумлених та змінних умов середовища, таких як туман, дощ та фонові перешкоди.

Було проведено аналіз сучасних підходів до виявлення БПЛА та існуючих моделей глибокого навчання для роботи з тепловізійними зображеннями. На основі цього розроблено та вдосконалено три моделі YOLO (YOLOv1, YOLOv2, YOLOv3), кожна з яких мала свою специфіку та покращення. Основними змінами стали збільшення кількості фільтрів у згорткових шарах, зміна розмірів сітки до 30x30 у YOLOv3, застосування регуляризації за допомогою Dropout та L2-регуляризації, що дозволило уникнути перенавчання. Для тренування та оцінювання моделей використовувався публічний датасет "shahed136-detect" із 8100 тепловізійними зображеннями, а також застосовано симуляцію погодних умов (туман, дощ, шум) для підвищення стійкості моделей до реальних умов експлуатації.

У процесі експериментів було встановлено, що YOLOv3 забезпечує найкращі результати з точністю 96.8% порівняно з YOLOv1, яка мала точність 89.2%. Модель продемонструвала високу здатність до роботи з шумними зображеннями та показала ефективність в умовах реальних перешкод. Застосування шарів Dropout та Batch Normalization зробило модель стійкою до перенавчання та забезпечило здатність до узагальнення.

Отримані результати можуть бути основою для створення автоматизованих систем моніторингу

повітряного простору та забезпечення безпеки об'єктів критичної інфраструктури.

### Література

1. A. Isbir Turan A., Ali Tekiner M., Umut Akincioglu N. MODERN USAGE AREAS OF UAV TECHNOLOGY. *Journal of Criminology and Criminal Law*. 2020. Vol. 58, no. 3. P. 111–117. URL: <https://doi.org/10.47152/rkkp.58.3.8>.
2. Most used algorithms for object detection. URL: <https://viso.ai/deep-learning/object-detection>
3. .Yang Z., Lian J., Liu J. Infrared UAV Target Detection Based on Continuous-Coupled Neural Network. *Micromachines*. 2023. Vol. 14, no. 11. P. 2113. URL: <https://doi.org/10.3390/mi14112113>.
4. Object detection from UAV thermal infrared images and videos using YOLO models / C. Jiang et al. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2022. Vol. 112. P. 102912. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102912>
5. Kunze S., Saha B. Long Short-Term Memory Model for Drone Detection and Classification. 4th URSI Atlantic RadioScience Conference, Gran Canaria, Spain, 19–24 May 2024. Gent, Belgium, 2024. URL: <https://doi.org/10.46620/ursiatrasc24/zxfa5533> (date of access: 19.12.2024).
6. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR)*, 779-788
7. YOLO-UAV: Object Detection Method of Unmanned Aerial Vehicle Imagery Based on Efficient Multi-scale Feature Fusion / C. Ma et al. *IEEE Access*. 2023. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2023.3329713>.
8. Learning Data Augmentation Strategies for Object Detection / B. Zoph et al. *Computer Vision – ECCV 2020*. Cham, 2020. P. 566–583. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58583-9\\_34](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58583-9_34).
9. Shaded 136 dataset. URL: <https://universe.roboflow.com/shahed136/shahed136-detect>

### References

1. A. Isbir Turan A., Ali Tekiner M., Umut Akincioglu N. MODERN USAGE AREAS OF UAV TECHNOLOGY. *Journal of Criminology and Criminal Law*. 2020. Vol. 58, no. 3. P. 111–117. URL: <https://doi.org/10.47152/rkkp.58.3.8>.
2. Most used algorithms for object detection. URL: <https://viso.ai/deep-learning/object-detection>
3. .Yang Z., Lian J., Liu J. Infrared UAV Target Detection Based on Continuous-Coupled Neural Network. *Micromachines*. 2023. Vol. 14, no. 11. P. 2113. URL: <https://doi.org/10.3390/mi14112113>.
4. Object detection from UAV thermal infrared images and videos using YOLO models / C. Jiang et al. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2022. Vol. 112. P. 102912. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102912>
5. Kunze S., Saha B. Long Short-Term Memory Model for Drone Detection and Classification. 4th URSI Atlantic RadioScience Conference, Gran Canaria, Spain, 19–24 May 2024. Gent, Belgium, 2024. URL: <https://doi.org/10.46620/ursiatrasc24/zxfa5533> (date of access: 19.12.2024).
6. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (CVPR)*, 779-788
7. YOLO-UAV: Object Detection Method of Unmanned Aerial Vehicle Imagery Based on Efficient Multi-scale Feature Fusion / C. Ma et al. *IEEE Access*. 2023. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2023.3329713>.
8. Learning Data Augmentation Strategies for Object Detection / B. Zoph et al. *Computer Vision – ECCV 2020*. Cham, 2020. P. 566–583. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58583-9\\_34](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58583-9_34).
9. Shaded 136 dataset. URL: <https://universe.roboflow.com/shahed136/shahed136-detect>