


UDC 004.93:004.8:656.61

DOI: 10.31653/2306-5761.39.2026.53-64

EVALUATION OF A COMPUTER VISION MODEL FOR SHIP ASPECT RECOGNITION UNDER REAL-WORLD CONDITIONS

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ МОДЕЛІ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РАКУРСУ СУДЕН В РЕАЛЬНИХ УМОВАХ

O. Pashenko , senior lecturer, MSc

О.Л. Пашенко, старший викладач

National University "Odesa Maritime Academy", Ukraine

Національний університет «Одеська морська академія», Україна

ABSTRACT

This paper presents an experimental evaluation of a YOLOv8n-based computer vision model for ship aspect recognition under real maritime observation conditions, with particular emphasis on its relevance to COLREG (International Regulations for Preventing Collisions at Sea). From a navigational perspective, a vessel's aspect relative to the observer is more critical than its type, as it directly informs the assessment of encounter situations and collision risk. Unlike most existing studies focused on vessel detection using curated image datasets, this work addresses the more complex task of determining vessel orientation and evaluates model performance using real-world video data collected under varying conditions of distance, illumination, and weather. The model was trained on an annotated image dataset including eight aspect classes and negative examples and tested on operational video sequences. A structured evaluation methodology is applied, distinguishing between correct localization and correct aspect classification. Results indicate that reliable recognition is achieved at short to medium distances, with optimal performance up to approximately 0.85 nautical miles in daylight. Performance degrades with increasing distance and in low-light conditions. A key source of false positives is identified as structural elements of the observer vessel not represented in the training data. The study demonstrates the feasibility of using lightweight deep learning models for COLREG-relevant situational awareness, while highlighting current limitations and the need for dataset expansion and targeted augmentation to improve robustness.

Keywords: YOLOv8n, object detection, object localization, object classification, confidence score.



Copyright© 2026 the Author(s).

This is an open access article under the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) license.

Published by the National University "Odesa Maritime Academy".

Date received: 23-03-2026

Date accepted: 27-04-2026

Date published (online): 31-05-2026

Cite this article as: O. Pashenko, "Evaluation of a computer vision model for ship aspect recognition under real-world conditions," *Shipping & Navigation*, no. 39, pp. 53–64, 2026, doi: 10.31653/2306-5761.39.2026.53-64.

АНОТАЦІЯ

В роботі представлено експериментальну оцінку моделі комп'ютерного зору на базі YOLOv8n для розпізнавання ракурсу суден у реальних умовах морських спостережень, з акцентом на її застосування у контексті COLREG (Міжнародні правила запобігання зіткненням на морі). З навігаційної точки зору ракурс судна відносно спостерігача є більш критичним, ніж його тип, оскільки він безпосередньо впливає на оцінку ситуації зустрічі та ризику зіткнення. На відміну від більшості існуючих досліджень, що зосереджені на виявленні суден за допомогою підготовлених наборів зображень, ця робота розглядає складніше завдання визначення орієнтації судна та оцінює роботу моделі на реальних відеоданих, зібраних за різних умов дистанції, освітлення та погоди. Модель була навчена на анотованому наборі зображень, що включав вісім класів ракурсів та приклади навколишнього середовища, і протестована на відеопослідовностях, отриманих під час попередньої зйомки. Застосовано структуровану методологію оцінки, що розрізняє правильну локалізацію судна та правильну класифікацію його ракурсу. Результати показують, що надійне виявлення досягається на коротких та середніх відстанях, з оптимальною продуктивністю до приблизно 0,85 морських миль у денний час. Продуктивність знижується зі збільшенням відстані та за умов низької освітленості. Основним джерелом хибних спрацьовувань є структурні елементи судна-спостерігача, які не представлені у навчальному наборі даних. Дослідження демонструє можливість використання легких моделей глибокого навчання для ситуаційної обізнаності, що відповідає вимогам COLREG, одночасно підкреслюючи існуючі обмеження та необхідність розширення набору даних і цілеспрямованої аугментації для підвищення стійкості моделі.

Ключові слова: YOLOv8n, виявлення об'єктів, локалізація об'єктів, класифікація об'єктів, впевненість моделі.

Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок з важливими науковими або практичними завданнями

Розвиток систем відеоспостереження та технологій комп'ютерного зору відкриває нові можливості для автоматизації процесів ідентифікації об'єктів у морському середовищі. Одним із перспективних напрямів розвитку та застосування таких технологій є ідентифікація суден та визначення параметрів їх руху. Інформація про ракурс судна дозволяє оцінити його курс відносно спостерігача, що сприяє кращому розумінню його руху та підвищує рівень ситуаційної обізнаності і безпеки мореплавства.

В умовах зростання загроз, пов'язаних з відключенням або спуфінгом судових AIS (Automatic Identification System), традиційні електронні засоби ідентифікації суден стають недостатньо надійними. За даними інцидентів у Червоному морі, Перській затоці та Чорному морі у 2024–2025 роках [1, 2], екіпажі все частіше стикаються з ситуаціями, коли AIS-сигнал відсутній, вимкнений або містить

свідомо спотворені дані. У таких умовах відеоспостереження в поєднанні з моделями комп'ютерного зору набуває критичного значення, оскільки дозволяє отримувати незалежну від зовнішніх передавачів інформацію про наявність, положення та ракурс суден. Це дає змогу судноводію безпосередньо оцінювати ситуацію розходження відповідно до вимог COLREG, навіть за повної відсутності або недостовірності AIS-даних.

Переважна більшість існуючих робіт [3, 4] зосереджена на задачі виявлення суден як об'єктів без детального аналізу їх ракурсу, а також на тренуванні моделей на попередньо підготовлених наборах зображень. Водночас, з точки зору COLREG, вирішальне значення має не тип судна, а його ракурс відносно спостерігача, оскільки саме він визначає інтерпретацію ситуації розходження та оцінку ризику зіткнення. При цьому питання ефективності роботи моделей комп'ютерного зору в умовах реального відеоспостереження, зокрема з урахуванням змін освітлення, відстані до об'єктів та погодних умов, залишаються недостатньо дослідженими.

Особливо актуальним є аналіз роботи алгоритмів розпізнавання в умовах морського середовища, де якість відеозображення може суттєво змінюватися залежно від часу доби, атмосферних явищ та дистанції до об'єктів спостереження. У таких умовах ефективність алгоритмів комп'ютерного зору може суттєво знижуватися, що потребує експериментального дослідження та кількісної оцінки стабільності роботи моделей.

У зв'язку з цим актуальною науковою задачею є дослідження можливостей використання моделі комп'ютерного зору на базі YOLOv8n (You Only Look Once 8 nano) для автоматичного розпізнавання ракурсу суден у відеопотоці та оцінювання ефективності їх роботи залежно від умов спостереження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій, в яких започатковано розв'язання даної проблеми і виділення невирішених раніше частин загальної проблеми

Сучасні дослідження у сфері комп'ютерного зору можна умовно поділити на декілька основних напрямів: методи виявлення об'єктів, спеціалізовані рішення для морського середовища та підходи до оцінювання ефективності моделей.

До першої групи належать роботи, присвячені розробці універсальних алгоритмів детекції об'єктів. Одними з найбільш поширених є моделі сімейства YOLO, що реалізують одноетапний підхід до виявлення об'єктів [5, 6]. Їх ключовою перевагою є можливість одночасного визначення координат об'єкта та його класу, що забезпечує високу швидкість обробки відеопотоків. Подальший розвиток цих моделей спрямований на підвищення точності детекції в умовах складних сцен та зменшення обчислювальних витрат [6, 7].

Другий напрям охоплює дослідження, орієнтовані на застосування комп'ютерного зору в морській галузі. У роботах [3, 9, 10] розглядаються методи виявлення об'єктів на зображеннях із урахуванням специфіки морського середовища, зокрема наявності динамічного фону, змін освітлення та атмосферних перешкод. Основна увага приділяється підвищенню

точності локалізації об'єктів та зменшенню кількості хибнопозитивних спрацювань. Крім того, у більшості досліджень оцінювання ефективності моделей здійснюється на статичних наборах даних, що не враховують змінних умов реального відеоспостереження, таких як коливання платформи, зміна освітлення та вплив погодних факторів [4, 11].

Третій напрям пов'язаний із задачами розширеної інтерпретації об'єктів, зокрема визначення їх орієнтації та параметрів руху. У роботах [12, 13] розглядаються підходи до оцінювання напрямку руху об'єктів, однак ці дослідження здебільшого не орієнтовані на морське середовище або не враховують специфіку відеоспостереження з рухомих платформ.

Незважаючи на значну кількість наукових робіт, питання визначення ракурсу судна у поєднанні із задачею його виявлення залишається недостатньо дослідженим. Більшість існуючих підходів обмежується класифікацією об'єкта без урахування його просторової орієнтації. Також відсутні роботи, в яких виконується роздільний аналіз локалізації об'єкта та правильності його класифікації. Особливо недостатньо дослідженим є питання визначення ракурсу судна у відеопотоці, що потребує одночасного врахування просторових та часових характеристик сцени.

Таким чином, актуальною науковою задачею є розробка та дослідження моделей, що забезпечують одночасне виявлення суден і визначення їх ракурсу з урахуванням умов реального морського середовища.

Формулювання цілей статті (постановка завдання)

Метою даної статті є експериментальне дослідження ефективності використання моделей комп'ютерного зору для автоматичного виявлення суден та визначення їх ракурсу. У дослідженні використано відеоматеріали, морської акваторії, отримані під час попередньої зйомки. Подальша обробка відео здійснювалася в офлайн-режимі на береговому комп'ютері дослідника без використання системи відеоспостереження в реальному часі.

Для досягнення поставленої мети виконано аналіз роботи алгоритму детекції на відеода-них, отриманих у різні періоди доби та на різних дистанціях до об'єктів спостереження, а також проведено оцінювання ефективності роботи моделі за статистичними показниками якості виявлення та класифікації.

Виклад матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів

1. Основні визначення

З метою забезпечення однозначного трактування результатів дослідження будемо використовувати наступні основні визначення:

– Ракурс судна (ships' aspect angle) – це орієнтація корпусу судна відносно спостерігача, яка визначається кутом між діаметральною площиною судна та напрямком на спостерігача (рис. 1).



Рис. 1. Схема визначення ракурсу цільового судна відносно судна-спостерігача

– Обмежувальна рамка (bounding box) – це прямокутна область на зображенні, що визначає просторове положення виявленого об'єкта та описує мінімальну ділянку кадру, яка повністю охоплює цей об'єкт. Обмежувальна рамка формується моделлю під час виявлення об'єкта та використовується для локалізації об'єктів у межах зображення.

– Виявлення об'єктів (object detection) – це задача комп'ютерного зору, що полягає у визначенні місця розташування об'єкта на зображенні та віднесенні його до певного класу

(класифікацію). Результатом роботи алгоритму є побудова обмежувальної рамки та присвоєння класу об'єкта.

Слід зазначити, що факт виявлення об'єкта на зображенні не гарантує правильності його класифікації. Після локалізації об'єкта модель визначає його клас, однак за складних умов спостереження можливі помилки класифікації, коли об'єкт правильно локалізовано, але віднесено до неправильного класу.

– Локалізація об'єкта (object localization) – це процес визначення просторового положення об'єкта на зображенні шляхом побудови обмежувальної рамки, що охоплює область, у якій знаходиться об'єкт.

– Класифікація об'єктів (object classification) – це задача комп'ютерного зору, що полягає у визначенні категорії об'єкта на зображенні. У даному дослідженні класифікація використовується для визначення ракурсу судна відносно судна-спостерігача.

– Впевненість моделі (confidence score) – це числовий показник, який формується моделлю для кожної детекції та відображає ступінь впевненості алгоритму у правильності визначення класу об'єкта. Значення показника знаходиться в інтервалі від 0 до 1, де більші значення відповідають більшій впевненості моделі у правильності класифікації.

2. Створення моделі комп'ютерного зору для визначення ракурсу суден

Серед низки існуючих моделей глибокого навчання, алгоритми сімейства YOLO отримали широке застосування для задач виявлення суден, морського сміття, малих плавучих об'єктів і навіть мікроорганізмів [9, 10]. Моделі комп'ютерного зору, треновані на базі YOLOv8, характеризуються високою швидкістю обробки зображень та достатньою точністю виявлення об'єктів.

У межах сімейства YOLOv8 існує декілька варіантів моделей, що відрізняються обчислювальною складністю та продуктивністю. Найбільш компактною та обчислювально ефективною є модель YOLOv8n, яка орієнтована на швидку обробку зображень і викори-

стання на системах з обмеженими обчислювальними ресурсами. Саме ця архітектура була обрана як базова для проведення дослідження.

На основі архітектури YOLOv8n було виконано донавчання моделі комп'ютерного зору на власному спеціалізованому наборі даних [14, 15]. Початковий набір даних для тренування моделі налічував 925 зображень. Кожному з об'єктів на зображенні був присвоєний один з восьми ракурсів: **forward, port bow, port side, starboard bow, starboard quarter, starboard side, stern, port quarter**. Роздільна здатність кожного зображення в наборі даних становить не менше ніж 700×700 пікселів. Такий вибір зумовлений тим, що модель автоматично масштабує вхідні дані до робочого розміру, що дозволяє знизити обчислювальні витрати та досягти високої швидкості обробки без необхідності використання зображень великої роздільної здатності [16].

До навчальної вибірки увійшли зображення, що відображають сцени реального середовища експлуатації моделі. Зображення підбиралися з урахуванням таких факторів: різний час доби (день, ніч, ранішній та вечірній час), ускладнені метеоумови (наявність опадів, шторм), різний масштаб, максимальне різноманіття суден та ракурсів зйомки. Географічне охоплення зображень є глобальним, що забезпечує репрезентативність даних для різних регіонів світу.

Для навчання моделі штучного зору були виконані декілька тренувань, отримані після них результати піддавалися аналізу, та приймалося рішення щодо подальшого використання отриманих результатів. Через особливості зображень морського середовища, з восьми проведених перших тренувань, з використанням різних параметрів, лише чотири показали задовільний результат та були залишені (табл. 1, 1 – 4 етап). На першому етапі було виконано грубе тренування моделі, всі зображення були масштабовані до розміру за шириною 416 пікселів, що уніфікувало дані навчання. В подальшому для більш тонкого налаштування моделі поступово розмір вхід-

ного зображення збільшувався до 672 пікселів за шириною, що є оптимальним для YOLOv8n.

Після аналізу отриманих даних було виявлено, що модель часто плутає навколишнє середовище з реальними цілями-суднами. При наявності об'єктів на зображенні тренувана модель їх не помічала. В результаті було прийнято рішення про розширення набору даних. Оновлений набір даних складався з 1742 зображень, 115 з яких є *negative examples*, тобто зображення без анотацій, що відображають навколишнє середовище.

З використанням оновленого набору даних були проведені останні 5 тренувань (табл. 1, етап 5 – 9). Було використано в комбінації такі види аугментації: регулювання насиченості, яскравості та відтінку, зсув та масштабування. Загальна кількість епох тренування – 445.

У результаті навчання моделі комп'ютерного зору на власному наборі даних отримано модель із наступними показниками якості: точність (*precision*) становить 0.70, повнота (*recall*) – 0.61, середня точність при пороговому значенні IoU 0.5 (*mAP@0.5*) – 0.67, а показник середньої точності в діапазоні IoU 0.5:0.95 (*mAP@0.5:0.95*) – 0.54.

3. Умови та організація експериментального дослідження

Для перевірки працездатності тренуваної моделі комп'ютерного зору на базі YOLOv8n, призначеної для розпізнавання ракурсів суден, було проведено експериментальне дослідження на основі відеоданих, зібраних у період з 10 лютого по 25 лютого 2026 року. Відеозйомка здійснювалася з борту судна-спостерігача, яке перебувало на рейді поблизу порту Chittagong Port (Bangladesh), координати судна: $21^{\circ}53' N, 91^{\circ}48' E$ (рис. 2).

Зйомка виконувалася за допомогою камери з матрицею роздільною здатністю 12 Мп та об'єктивом з діафрагмою $f/1,6$, що забезпечує достатню світлочутливість під час зйомки в різних умовах освітлення. Відео записувалося у форматі 4K з частотою 30 кадрів за секунду,

Таблиця 1. Результати навчання моделі комп'ютерного зору, що розпізнає ракурс судна

Показник	1 етап	2 етап	3 етап	4 етап	5 етап	6 етап	7 етап	8 етап	9 етап
Загальна кількість епох	100	20	20	25	60	60	60	50	50
Епоха з найкращими показниками	78	19	18	25	56	57	59	28	17
Втрати за межами рамки (Box loss)	0.66735	0.5973	0.00428	0.0045	0.00276	0.00297	0.00293	0.00265	0.00477
Втрати класифікації (Classification loss)	0.88926	0.6454	0.67594	0.69631	1.30775	1.32399	1.01176	0.84435	0.73619
Втрати розподільчої фокусної функції (Distribution focal loss)	0.92138	0.88461	0.92456	0.93709	0.78449	0.8135	0.80043	0.76718	0.68824
Точність (Precision)	0.28878	0.36056	0.36422	0.3964	0.59788	0.6379	0.65852	0.67918	0.70344
Повнота (Recall)	0.51674	0.43925	0.42528	0.41739	0.56667	0.59754	0.6397	0.6445	0.60982
Середня точність при порозі 0.5 (mAP@0.5)	0.37481	0.36487	0.35009	0.37135	0.59847	0.64198	0.66873	0.67282	0.67467
Середня точність у діапазоні 0.5:0.95 (mAP@0.5:0.95)	0.30066	0.29669	0.28509	0.30399	0.47747	0.51513	0.5428	0.54766	0.54036

що забезпечує достатню просторову та часову роздільну здатність для подальшої обробки моделлю комп'ютерного зору.

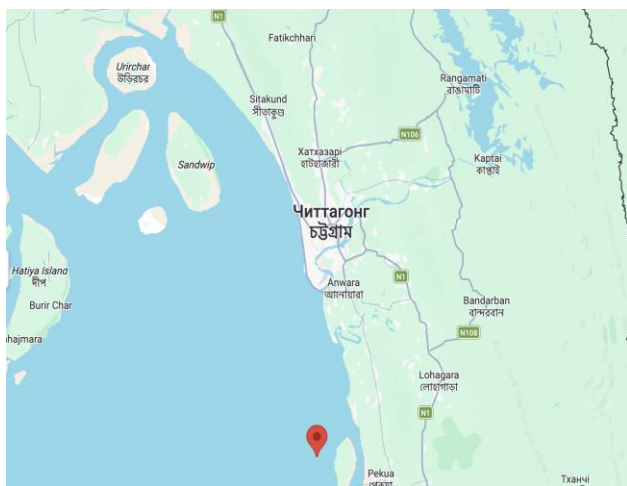


Рис. 2. Розташування судна-спостерігача в акваторії Chittagong Port (Bangladesh)

Більшість суден, що потрапляли в поле зору камери, перебували на якорі та не здійснювали поступального руху. Водночас через хвильові коливання морської поверхні та зміну вітрових умов спостерігалось незначне обертання суден навколо якоря, а також міні-

мальні зміни їх просторового положення відносно камери. Таким чином, попри відносну статичність сцени, розміщення об'єктів спостереження навколо не було сталим. Загалом протягом експерименту переважно фіксувалися одні й ті самі судна, що дало змогу оцінити стабільність роботи моделі штучного зору за умов повторюваних об'єктів, але зі змінними кутами огляду та освітленням.

4. Характеристика експериментальних даних

Експериментальна база даних налічує 81 відео, які відображали сцени морського простору навколо судна-спостерігача без активного переміщення самого судна. Під час передачі даних з судна роздільна здатність була зменшена до 1280×720 пікселів. Частота відеозапису становить 30 кадрів за секунду. Тривалість відео становить до 7 секунд. Кожне відео мало анотацію з вказівкою на поточний місцевий час та описом відстаней до об'єктів спостереження.

Відеозйомка відбувалася в проміжку з 06:00 ранку до 19:30 вечора за місцевим часом, оновлення даних відбувалося з інтервалом у 30

хвилин, що дозволило отримати відеозаписи в різні періоди доби та за різних умов освітлення.

У процесі експериментальних спостережень судна знаходилися на різних дистанціях від судна-спостерігача – від безпосередньої близькості до борту судна до приблизно 1.9 морської милі. Верхня межа дистанції визначалась максимальною дальністю, на якій об'єкти залишалися у видимому діапазоні камери та могли бути зафіксовані на відеозображенні. Параметри оптичного збільшення камери залишалися незмінними. Таким чином, розмір об'єкта в кадрі зменшувався зі збільшенням дистанції, що безпосередньо впливало на якість розпізнавання.

У процесі відеозйомки спостерігалися судна різних типів, зокрема балкери, контейнеровози та інші.

За умови частоти відеозапису 30 кадрів за секунду сумарна кількість кадрів у відеозаписах перевищує 17 тисяч, що формує репрезентативну вибірку для аналізу результатів роботи моделі.

Таким чином, сформована експериментальна база даних охоплює різні дистанції спостереження, умови освітлення та конфігурації ракурсів суден, що дозволяє оцінити роботу моделі комп'ютерного зору за умов, наближених до реальної експлуатації.

5. Оцінка результатів роботи моделі

Оцінювання ефективності роботи моделі штучного зору здійснювалося на основі аналізу результатів виявлення об'єктів на відео. Основною метою оцінювання є визначення здатності моделі коректно виявляти об'єкти ідентифікації у полі зору камери, а саме правильно визначати їх локалізацію та клас відповідно до ракурсу спостереження.

У процесі дослідження результати роботи моделі порівнювалися з результатом, визначеним дослідником під час аналізу відеоматеріалів. Для кожного кадру встановлювалася відповідність між фактичною наявністю об'єктів у кадрі та результатами детекції, що отримані за допомогою моделі. Оцінювання результатів проводилося шляхом аналізу точності виявлення об'єктів, а саме правильної

локалізації та класифікації, що дозволяє більш точно визначити джерела можливих помилок у роботі системи.

Під час аналізу результатів роботи моделі розглядалися такі можливі варіанти результатів:

1) Правильне виявлення об'єкта (True Positive Correct, TP_c) – ситуація, за якої модель коректно визначає положення об'єкта на відео у вигляді обмежувальної рамки та правильно класифікує його відповідно до заданого класу (рис. 3). Таке виявлення свідчить про вірну локалізацію та класифікацію.
2) Помилка класифікації (True Positive Misclassified, TP_m) – ситуація, коли об'єкт локалізований, проте віднесений до неправильного класу. Попри те, що ракурс судна невідомий, локалізація свідчить про наявність об'єкта. В подальшому це є джерелом інформації для визначення пеленгу на об'єкт і, як наслідок, підвищення безпеки мореплавства (рис. 3).

У межах проведеного дослідження неточність локалізації не розглядалася як окрема категорія. Це пов'язано з тим, що основною метою системи є виявлення судна та визначення його ракурсу, тоді як незначні відхилення положення обмежувальної рамки не впливають на результат класифікації. Крім того, аналіз проводиться для безперервного відеопотоку, у якому об'єкт спостерігається протягом послідовності кадрів, що зменшує вплив короточасних неточностей локалізації. У випадках, коли неточність побудови обмежувальної рамки призводила до неправильної класифікації ракурсу судна, такі випадки відносилися до помилок класифікації.

3) Хибнопозитивне спрацювання (False Positive, FP) – випадок, коли модель визначає наявність об'єкта у кадрі, хоча фактично об'єкт ідентифікації відсутній (рис. 3).

4) Пропуск об'єкта (False Negative, FN) – ситуація, за якої об'єкт присутній у кадрі, однак модель його не виявляє. На рис. 3 він вручну промаркований червоним кольором. Таким чином загальна кількість локалізованих об'єктів визначається як (1):

$$TP = TP_c + TP_m \quad (1)$$

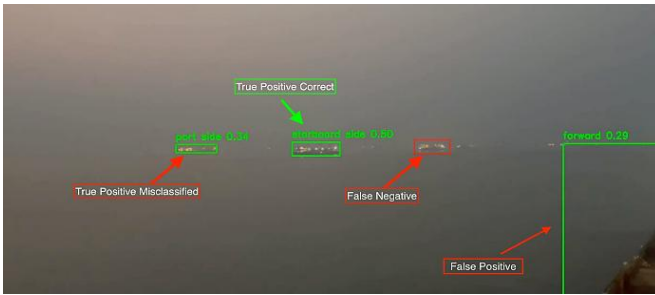


Рис. 3. Можливі варіанти результатів роботи моделі

де TP_c – кількість об'єктів, що були правильно локалізовані та правильно класифіковані; TP_m – кількість об'єктів, що були локалізовані, але класифіковані помилково.

6. Результати дослідження

Для кількісної оцінки ефективності роботи моделі штучного зору у процесі експериментального дослідження використовується показник середньої впевненості моделі для правильних виявлень (mean confidence of correct detections), який характеризує рівень впевненості моделі у випадках коректного визначення об'єктів. До розрахунку включаються лише істинно-позитивні виявлення, тобто ті, для яких правильно визначено як клас об'єкта, так і його локалізацію. Значення показника обчислюється як середнє арифметичне оцінок впевненості моделі (2):

$$C_{TP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (2)$$

де C_i – значення впевненості моделі для i -го правильного виявлення, N – загальна кількість істинно-позитивних виявлень.

У межах дослідження цей показник аналізується залежно від відстані до об'єкта та часу доби шляхом усереднення значень у відповідних групах спостережень. Для зручності опрацювання результатів, інформація про значення показника середньої впевненості моделі для правильних виявлень в залежності від відстані представлена на рис. 4. На відстанях до 1 морської милі він у середньому становить 0.53. Максимальне значення сягає 0.77. На малих та середніх відстанях вплив атмосферних спотворень та обмежень роздільної здатності є мінімальним. На відстанях від 1 до 1.9 морських миль, показник середньої

впевненості моделі значно погіршується. На практиці для зменшення кількості нестабільних детекцій та покращення сприйняття інформації оператором, налаштовується поріг ідентифікації не нижче 0.5. Відповідно, модель не виводитиме на екран жодної ознаки ідентифікації об'єктів на відстанях від 1 морської милі.

Аналізуючи роботу моделі комп'ютерного зору залежно від часу доби (рис. 5), можна зробити висновок, що під час світлового дня, з 6:00 до 18:00 години за місцевим часом, показник середньої впевненості моделі для правильних виявлень подекуди досягає 0.85, за умов хорошої видимості. Резистентність моделі до умов освітлення зумовлена застосуванням технік кольорних аугментацій при тренуванні моделі комп'ютерного зору. При достатньому природному освітленні система забезпечує стабільне та надійне розпізнавання об'єктів до 1.9 морських миль. Пунктирною лінією на графіку показано згладжену залежність показника, отриману шляхом усереднення значень, що дозволяє виявити загальну тенденцію зміни без впливу випадкових коливань.

Зниження показника середньої впевненості моделі для правильних виявлень або їх відсутність, за умов достатнього освітлення, спричинено здебільшого ускладненими погодними умовами (рис. 6, а). У вечірні години, після 18:00, значення показника середньої впевненості моделі для правильних виявлень суттєво зменшуються, а для частини дистанцій наближаються до нульових значень (рис. 6, б). За рахунок зниження рівня освітленості, як наслідок спостерігається погіршення контрастності об'єктів та зростання впливу шумів у відеосистемі. В темний час доби формування зображення здійснюється виключно за рахунок наявних джерел світла, таких як місячне освітлення, берегові вогні, навігаційні вогні суден або інші штучні джерела світла. За умов недостатнього освітлення камера автоматично підвищує чутливість сенсора до світла. Збільшення чутливості сенсора дозволяє отримувати зображення навіть за слабкого освітлення, однак це призводить до появи цифрового шуму та зниження деталізації

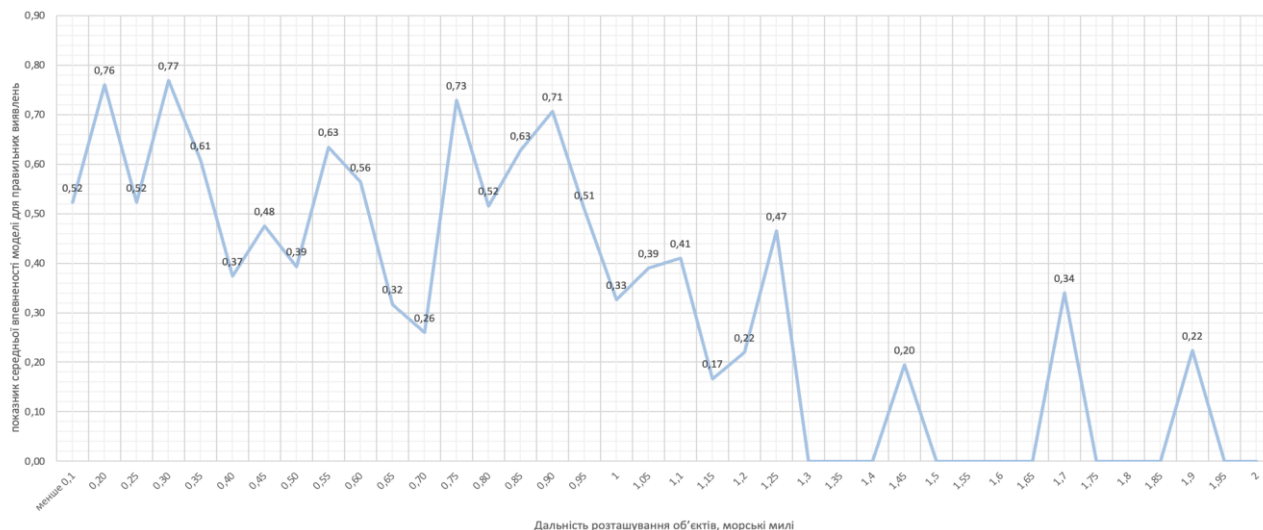


Рис. 4. Залежність показника середньої впевненості моделі для правильних виявлень від відстані

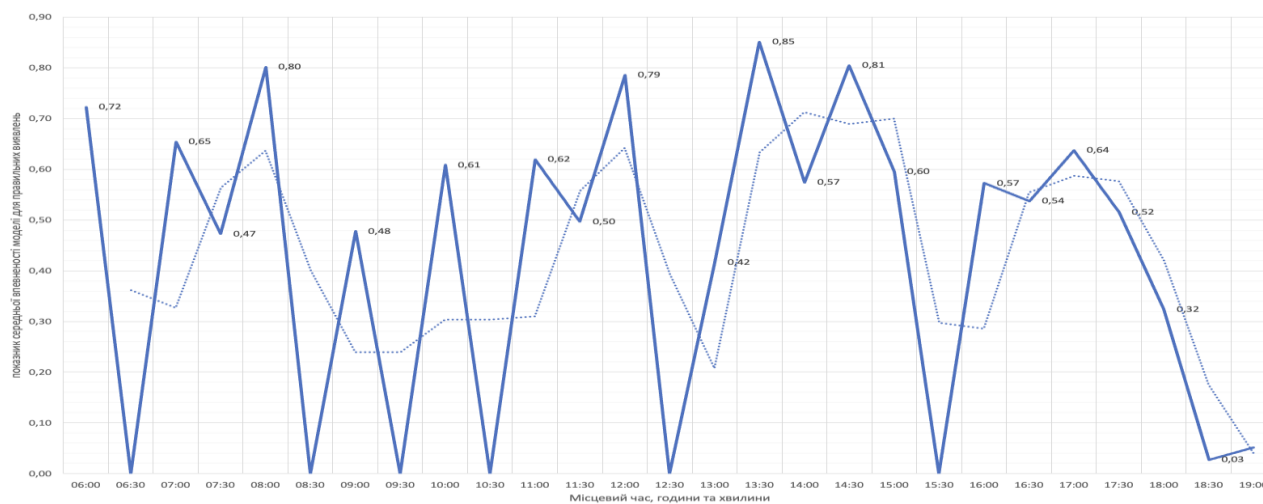
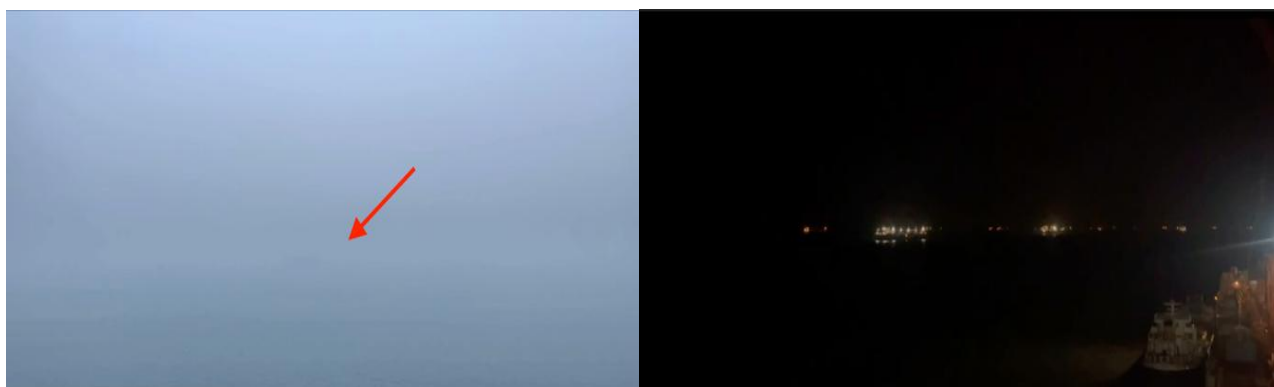


Рис.5. Показник середньої впевненості моделі для правильних виявлень в залежності від часу доби



а)

б)

Рис. 6. Погіршення ідентифікації об'єктів як наслідок: а) ускладнених погодних умов – туман; б) вечірні години

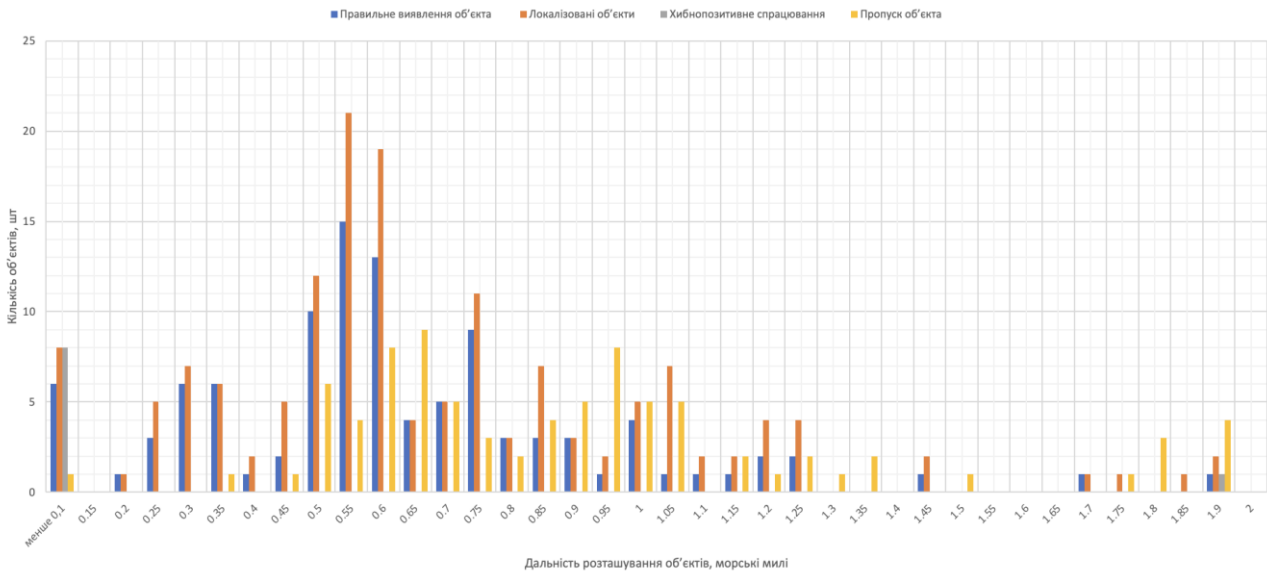


Рис. 7. Діаграма залежності результатів роботи моделі від дальності розташування об'єктів



Рис. 8. Приклад великої кількості пропусків за достатньої освітленості (14:00)

зображення. Підвищений рівень шуму може ускладнювати виділення контурів об'єктів і зменшувати контраст між об'єктом та фоном. Внаслідок зниження чіткості контурів об'єкта можливість виявлення та локалізації суден моделлю зменшується. Найбільш помітне зниження впевненості моделі спостерігається на великих відстанях, де навіть незначне погіршення умов видимості призводить до втрати можливості впевненої ідентифікації. На рис. 7 наведено результати роботи моделі залежно від відстані до об'єкта спостереження. Отримані результати були поділені на

4 основні групи: правильне виявлення об'єкта, об'єкт був локалізований, хибнопозитивне спрацювання та пропуски об'єктів. Варто відмітити, що кількість вірно локалізованих об'єктів включає у себе вірно виявлені об'єкти. На відстанях менше 0.1 морської милі спостерігається велика кількість хибнопозитивних спрацювань. Це зумовлено тим, що при тренуванні моделі не були включені приклади зображень, на яких присутні елементи корпусу власного судна-спостерігача, що не підлягають виявленню.

На відстанях до 0,85 морських миль переважає кількість правильних виявлень та локалізацій. Велика кількість пропусків об'єктів на відстані 0.6 – 0.7 морських миль спричинена наявністю відео з великою кількістю барж з вантажем о 14:00 (рис. 8). Тобто за великої кількості об'єктів розпізнавання модель демонструє тенденцію до пропусків, що є типовим обмеженням одностадійних детекторів типу YOLO при роботі зі сценами високої щільності та значної варіації масштабів. На відстанях від 1.15 – 1.9 морських миль спостерігається суттєве зниження ефективності виявлень, що проявляється у зростанні кількості пропусків об'єктів та зменшенні частки локалізованих та виявлених об'єктів. Наявність сприятливих умов освітлення не впливає на результат на таких відстанях.

Аналіз залежності результатів від часу доби показав, що у світлий період доби (з 06:00 до 18:00) модель забезпечує стабільно високий рівень правильних виявлень (рис. 7). Протягом усього світлового дня переважають вірні виявлення та локалізації, окрім вищеприписаного випадку (рис. 8). Починаючи з 18:30, коли контрастність об'єктів падає, можливість виявлення суден моделлю істотно зменшується. Таким чином, використання камери без тепловізійного каналу може обмежувати ефективність роботи системи в умовах низької освітленості, що необхідно враховувати під час практичного застосування відеосистеми для визначення ракурсу суден. Це також свідчить про те, що рівень освітлення є одним із ключових факторів, що визначають ефективність роботи систем відеоспостереження та алгоритмів автоматичного визначення та локалізації об'єктів.

Висновки і перспектива подальшої роботи по даному напрямку

Проведений аналіз показав, що ефективність роботи моделі суттєво залежить від відстані до об'єкта спостереження та умов освітлення. Найкращі результати виявлення об'єктів досягаються на відстанях до 0.85 морських миль за умов достатнього освітлення. На дуже малих дистанціях (менше 0.1 морської милі)

спостерігається зростання кількості хибнопозитивних спрацювань, що зумовлено помилковою інтерпретацією елементів корпусу власного судна як об'єктів ідентифікації. На відстанях понад 1.15 морських миль ефективність моделі знижується. Обмеження дальності розпізнавання, отримані в роботі, частково обумовлені не лише геометричними факторами, а й обмеженнями просторової роздільної здатності зображення.

З урахуванням того, що в реальних умовах судноводій використовує оптичні засоби спостереження (біноклі) та може змінювати масштаб спостереження, перспективним напрямком подальших досліджень є використання адаптивного масштабування або мульти-масштабного аналізу зображень.

Аналіз впливу часу доби показав, що у світлий період модель демонструє стабільну роботу, тоді як у вечірній час ефективність істотно погіршується через зниження освітленості, погіршення контрастності та зростання рівня шумів у відеозображенні.

Під час аналізу відео були вірно локалізовані 152 об'єкти, для 105 з яких був визначений також вірно ракурс. Кількість пропущених об'єктів становить 84, переважна більшість яких знаходиться на далеких відстанях або за низького рівня освітлення. Спостерігалось 9 хибних спрацювань.

Отримані результати підтверджують можливість використання моделей комп'ютерного зору для задач автоматичного виявлення суден та визначення їх ракурсу, однак виявлені обмеження свідчать про необхідність подальшого вдосконалення підходу.

REFERENCES

- [1] A. Daniel et al., “GPS Jamming is Now a Mainstream Maritime Threat,” Windward Maritime AI, Oct. 23, 2025. [Online]. Available: <https://windward.ai/blog/gps-jamming-is-now-a-mainstream-maritime-threat/>
- [2] Kpler, “AIS Spoofing: The Fast Track to Sanctions,” Kpler Blog, Nov. 10, 2025. [Online]. Available:

- <https://www.kpler.com/blog/ais-spoofing-fast-track-to-sanctions>
- [3] H. Deng et al., "YOLO-SEA: An Enhanced Detection Framework for Multi-Scale Maritime Targets in Complex Sea States and Adverse Weather," *Entropy*, vol. 27, no. 7, p. 667, Jun. 2025, doi: 10.3390/e27070667.
- [4] Y. Li, L. Song, R. Luo, and C. Chen, "Deep learning for object detection in maritime surveillance: A survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 102199–102220, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2998900.
- [5] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, Jun. 2016, pp. 779–788, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- [6] J. Redmon and A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement," *arXiv preprint arXiv:1804.02767*, Apr. 2018. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1804.02767>
- [7] G. Jocher, A. Chaurasia, and J. Qiu, "YOLO by Ultralytics," 2023. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, (YOLOv8 implementation and architecture; official Ultralytics repository, 2023–2025 updates).
- [8] P. Liu, "A high-accuracy YOLOv8-ResAttNet framework for maritime object recognition," *IET Image Processing*, vol. 19, no. 3, pp. 145–157, Mar. 2025, doi: 10.1049/ipr2.70085.
- [9] J. Di, L. Sun, R. Zhang, and Q. Wu, "An enhanced YOLOv8 model for accurate detection of solid floating waste," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, p. 1632, Jan. 2025, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10163-2>.
- [10] B. Zhao, H. Chen, X. Liu, and J. Huang, "Modular YOLOv8 optimization for real-time UAV maritime rescue object detection," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 1158, Jan. 2024, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75807-1>.
- [11] M. Kristan et al., "The Visual Object Tracking VOT2016 Challenge Results," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis. (ECCV) Workshops*, Amsterdam, The Netherlands, Oct. 2016, pp. 777–823, doi: 10.1007/978-3-319-48881-3_54.
- [12] A. Urs and C. Nagaraju, "Object Motion Direction Detection and Tracking for Automatic Video Surveillance," *International Journal of Education and Management Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 32–39, Apr. 2021, doi: 10.5815/ijeme.2021.02.04.
- [13] Y. Zhang, J. Zheng, C. Zhang, and B. Li, "An effective motion object detection method using optical flow estimation under a moving camera," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 55, pp. 215–228, Aug. 2018, doi: 10.1016/j.jvcir.2018.06.006.
- [14] O. Pashenko and O. D. Pipchenko, "Design of a yolo-based computer vision model for ships' aspect angle detection," *Shipping & Navigation*, no. 38, pp. 10–21, Dec. 2025, doi: 10.31653/2306-5761.38.2025.10-21.
- [15] O. L. Pashenko, "Impact of data augmentation on training computer vision model for ships' aspect angle detection," *Naukovyi visnyk Khersonskoi derzhavnoi morskoi akademii*, no. 2 (31), pp. 52–63, 2025, doi: 10.33815/2313-4763.2025.2.31.052-063.
- [16] Ultralytics, "Train mode – YOLOv8 Documentation," *Ultralytics Docs*. [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/modes/train/#musgd-optimizer>. [Accessed: Mar. 17, 2026].