

УДК 004.932.2

DOI <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2023.5.5>

СИСТЕМА КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ АВТОНОМНИХ БЕЗПІЛОТНИХ ПІДВОДНИХ АПАРАТІВ НА БАЗІ МОДИФІКОВАНОГО МЕТОДУ SEA-THRU ТА НЕЙРОМЕРЕЖІ YOLO

Іванюк В. І. – магістрант факультету прикладної математики
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0009-0009-5340-2242

Потапова К. Р. – кандидат технічних наук,
доцент кафедри системного програмування і спеціалізованих комп'ютерних
систем факультету прикладної математики
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-3347-6350

Наливайчук М. В. – кандидат технічних наук,
старший викладач кафедри системного програмування і спеціалізованих
комп'ютерних систем факультету прикладної математики
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-8942-9844

Гуріненко С. О. – аспірант кафедри комп'ютерно-інтегрованих оптичних
та навігаційних систем факультету приладобудування
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0003-0180-3107

Вокк Л. Б. – кандидат фізико-математичних наук,
доцент кафедри прикладної математики факультету прикладної математики
Національного технічного університету України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
ORCID ID: 0000-0002-3098-8078

Автономні безпілотні підводні апарати (АБПА) представляють значні можливості для різноманітних завдань у водному середовищі, таких як наукові дослідження, цивільні дослідження і військові місії. Вони використовуються для вивчення підводного середовища за допомогою різноманітних бортових приладів і датчиків. Однак виявлення та класифікація підводних об'єктів залишаються складними завданнями через умови підводного середовища, такі як розсіювання і поглиблення світла.

У даний час попередні методи виявлення підводних об'єктів в основному базуються на традиційних підходах до обробки зображень та комп'ютерного зору, які часто не враховують усіх складнощів підводного середовища. Пропонована робота розглядає інтеграцію реконструкції кольорів та використання глибокого навчання безпосередньо на борту АБПА. Це може вирішити виклики, пов'язані зі зменшенням якості зображень через розсіювання та поглиблення світла у водному середовищі.

Розглядаючи важливість виявлення та класифікації підводних об'єктів у реальному часі, обрана стратегія інтеграції технологій не тільки покращить здатність АБПА розпізнавати об'єкти, але й зробить цей процес ефективнішим і надійнішим. Результатом буде збільшена точність та швидкість виявлення об'єктів у водних глибинах, що розширить можливості використання АБПА в різноманітних областях, включаючи військові операції, наукові дослідження та місії цивільного призначення.

Дослідження зосереджується на вирішенні ключової проблеми – ефективному виявленні та класифікації підводних об'єктів в реальному часі. Інтеграція передових технологій та підходів відкриває нові перспективи для автоматизованого аналізу зображень у підводному середовищі. Покращення точності та швидкості виявлення об'єктів може розширити можливості АБПА для різноманітних застосувань, включаючи військові, дослідницькі та цивільні місії у водних середовищах.

Ключові слова: автономні безпілотні підводні апарати, розпізнавання об'єктів в реальному часі, Sea-thru, YOLO.

Ivaniuk V. I., Potapova K. R., Nalyvaichuk M. V., Hurinenko S. O., Vovk L. B. Computer vision system of autonomous unmanned underwater vehicles based on modified Sea-thru method and YOLO neural network

Autonomous unmanned underwater vehicles (AUUV) represent significant opportunities for a variety of tasks in the aquatic environment, such as scientific research, civilian research and military missions. They are used to study the underwater environment using a variety of on-board instruments and sensors. However, the detection and classification of underwater objects remain challenging due to the conditions of the underwater environment, such as scattering and deepening of light.

Currently, previous methods of detecting underwater objects are mainly based on traditional approaches to image processing and computer vision, which often do not take into account all the complexities of the underwater environment. The proposed work considers the integration of colour reconstruction and the use of deep learning directly on board AUUV. This can solve the challenges associated with reduced image quality due to scattering and deepening of light in the water environment.

Considering the importance of real-time detection and classification of underwater objects, the chosen technology integration strategy will not only improve the AUUV's ability to recognize objects, but also make this process more efficient and reliable. The result will be increased accuracy and speed of detection of objects in water depths, which will expand the possibilities of using AUUV in a variety of areas, including military operations, scientific research and civilian missions.

The research focuses on solving the key problem – effective detection and classification of underwater objects in real time. The integration of advanced technologies and approaches opens up new perspectives for automated image analysis in the underwater environment. Improvements in the accuracy and speed of object detection can expand AUUV capabilities for a variety of applications, including military, research, and civilian missions in aquatic environments.

Key words: autonomous unmanned underwater vehicles, real-time object recognition, Sea-thru, YOLO.

Постановка проблеми. В цьому дослідженні розглядається проблема розпізнавання об'єктів у різних умовах. У сучасному світі розвиток технологій автономних безпілотних апаратів стає ключовим фактором в ряді галузей, включаючи науку, промисловість та оборонну справу, і в цьому контексті розробка ефективних систем розпізнавання об'єктів для автономних безпілотних підводних апаратів (АБПА) набуває великого значення.

Однією з ключових проблем у цьому контексті є втрата кольору на зображеннях через поглиблення та розсіювання світла у воді. Традиційні методи відновлення кольорів стикаються з обмеженнями, що постають внаслідок хмарності води та інших артефактів, що виникають при роботі в підводному середовищі. В рамках даного дослідження розглядається метод Sea-thru, який виявився перспективним у вирішенні цих проблем.

Метод Sea-thru спрямований на відновлення втрачених кольорів на підводних зображеннях шляхом компенсації впливу води на спектральний склад світла. Цей

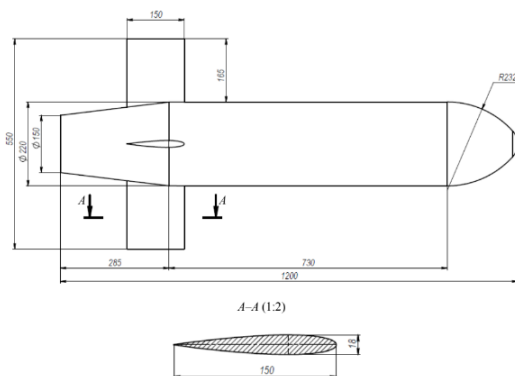


Рис. 1. Ескізне креслення АБПА [2]

підхід базується на аналізі розсіювання світла в залежності від його довжини хвилі та глибини поглиблення. Під час реконструкції кольорів Sea-thru використовує інтелектуальні алгоритми та математичні моделі, що дозволяють ефективно компенсувати вплив атмосферних умов та характеристик водоймища.

Досягненням в даному дослідженні є інтеграція методу Sea-thru з нейронною мережею YOLO (You Only Look Once). YOLO є потужним інструментом для об'єктного розпізнавання, оскільки дозволяє проводити цей процес в режимі реального часу. Поєднання Sea-thru та YOLO створює систему, яка не лише відновлює втрачені кольори на підводних зображеннях, але й ідентифікує об'єкти з високою точністю.

В даній статті розглянуто метод Sea-thru, шляхом опису його принципів і важливості у контексті аналізу підводних зображень. Також розглянуто архітектуру та переваги нейронної мережі YOLO у реалізації завдань ідентифікації об'єктів у відновлених кольорових зображеннях.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Серед розглянутих досліджень в сфері комп'ютерного зору є наступні методи і алгоритми: Blob Analysis, детектор границь Канні, детектор кутів Гарріса та нейронні мережі класифікації об'єктів.

1. *Blob Analysis* – фундаментальний метод машинного зору, що ґрунтується на аналізі послідовних областей зображення, є важливим інструментом для застосувань, де об'єкти, що перевіряються, чітко відокремлюються на тлі фону. Різноманітні методи аналізу згустків (Blob Analysis) дозволяють створювати індивідуальні рішення для різноманітних завдань візуального контролю [3]. Аналіз згустків широко використовується в обробці зображень і програмах комп'ютерного зору, таких як виявлення об'єктів, відстеження та сегментація зображень.

Основні етапи аналізу плям такі:

1. Визначення порогового значення
2. Маркування з'єднаних компонентів
3. Фільтрація та аналіз згустків
4. Вилучення характеристик згустків
5. Відстеження та розпізнавання об'єктів

Аналіз плям є ключовою технікою в області комп'ютерного зору та відіграє важливу роль у численних реальних застосунках, особливо в тих, що передбачають ідентифікацію та аналіз об'єктів на зображеннях або відеозаписах. Вдосконалення цього методу дозволяє покращити його ефективність у випадках складного фону та різноманітних умов освітлення [4].

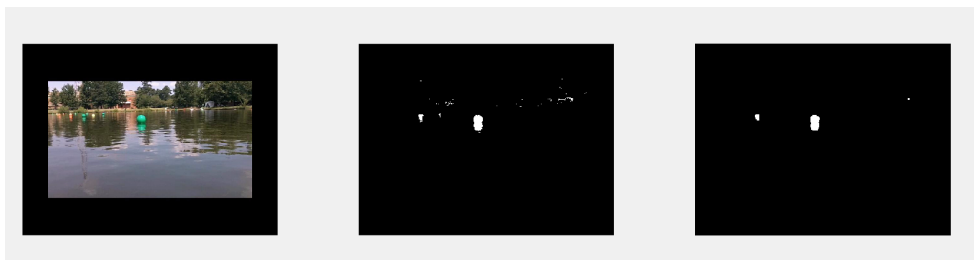


Рис. 2. Порогування зображення

```
I = rgb2hsv(img);  
  
channel1Min = 0.499;  
channel1Max = 0.545;  
  
channel2Min = 0.354;  
channel2Max = 0.698;  
  
channel3Min = 0.317;  
channel3Max = 0.924;  
  
sliderBW = ( (I(:, :, 1) >= channel1Min) | (I(:, :, 1) <= channel1Max) ) & ...  
            (I(:, :, 2) >= channel2Min ) & (I(:, :, 2) <= channel2Max) & ...  
            (I(:, :, 3) >= channel3Min ) & (I(:, :, 3) <= channel3Max);  
BW = sliderBW;
```

Рис. 3. Визначення порогового значення



Рис. 4. Визначення об'єкта

2. Детектор Канні є одним із найбільш широко використовуваних алгоритмів виявлення меж у зображеннях. Він був розроблений Джоном Канні в 1986 році [5] і досі залишається популярним завдяки своїй ефективності та точності.

Процес алгоритму виявлення контурів Канні можливо розбити на п'ять різних етапів:

1. Згладжування (Smoothing): Застосовується фільтр Гауса для згладжування зображення і зниження шуму. Оператор Канні використовує фільтр (1), який може бути добре наближений до першої похідної гауссіани $\sigma = 1.4$.

$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A \quad (1)$$

де A – це вхідне зображення, B – вихідне зображення.

2. Обчислення градієнта (Gradient Calculation): Обчислюються градієнти яскравості в зображенні з використанням оператора Собеля. Оператор використовує ядра 3×3 , які згорнуті з вихідним зображенням для обчислення наближень похідних – одне для горизонтальних змін, а інше для вертикальних. Нехай A – це вихідне зображення, а G_x і G_y – два зображення, на яких кожна точка містить наближені похідні по x і по y . Вони обчислюються таким чином:

$$G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \text{ та } G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad (2)$$

Кут напрямку вектора градієнта округлюється і може набувати таких значень: 0, 45, 90, 135.

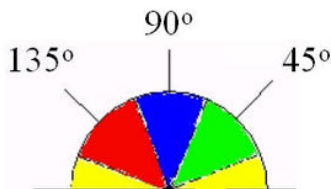


Рис. 5. Схематичне зображення округлень значень ребер

3. Придушення не-максимумів (Non-maximum Suppression): Кордони уточнюються шляхом придушення всіх пікселів, які не є локальними максимумами в напрямку градієнта.

4. Подвійний поріг (Double Thresholding): Застосовується дворівневе порогове значення для визначення «сильних» і «слабких» кордонів.

5. Остаточне визначення межі (Edge Tracking by Hysteresis): Сильні межі зберігаються, а слабкі межі зберігаються тільки в тому разі, якщо вони з'єднуються із сильною межею.

Детектор Канні з високою точністю виявляє краї об'єктів на зображенні, але при цьому вимогливий до обчислювальних ресурсів і не завжди ефективний у випадках з високими шумами або складним фоном.

Загалом, детектор Канні є корисним інструментом для задач виявлення об'єктів та аналізу контурів на зображеннях, і його ефективність доповнюється іншими алгоритмами обробки зображень для отримання точних та надійних результатів.

3. Перетворення Гарріса, відоме також як детектор кутів та країв Гарріса, є важливим інструментом у галузі комп'ютерного зору та обробки зображень. Розроблене Крісом Гаррісом та Майклом Стівенсом та вперше представлене

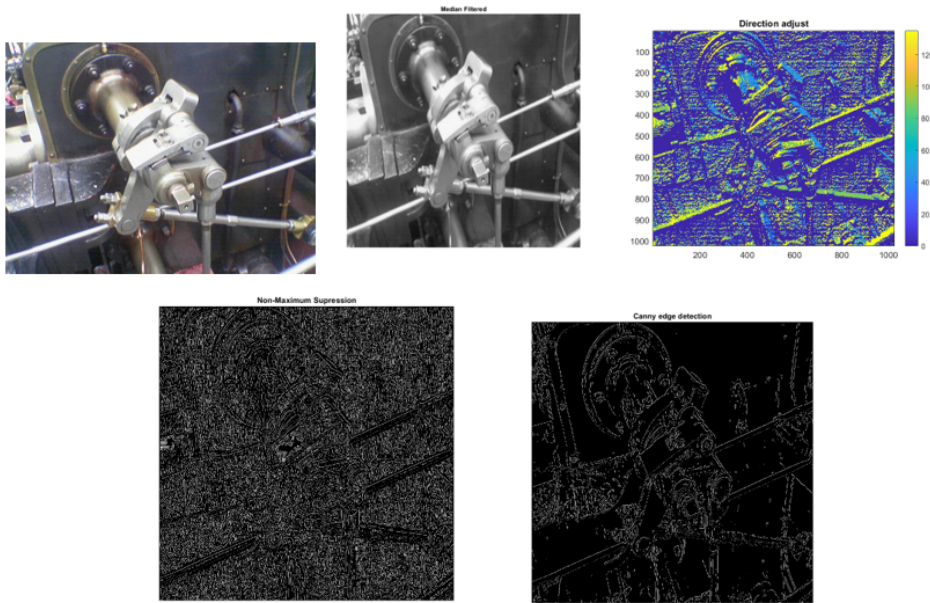


Рис. 6. Поетапне створення границь за допомогою детектора Канні

у 1988 році, це перетворення використовується для виявлення кутів та країв на зображеннях, а також для визначення ключових точок, які можуть бути використані для подальших завдань, таких як розпізнавання об'єктів та відстеження руху.

Детектор кутів Гарріса ґрунтується на концепції детектора кутів Моравека, що працює за допомогою аналізу локального вікна на зображенні та визначення середніх змін інтенсивності, які виникають при зсуві цього вікна на невелику відстань у різних напрямках. Цей процес потребує розгляду трьох різних сценаріїв [6]:

А. У випадку, коли обидві кривизни малі і локальна автокореляційна функція є плоскою, віконна область зображення має майже постійну інтенсивність (тобто зсуви ділянки зображення мало змінюють E).

В. Якщо одна кривизна велика, а інша мала, і локальна автокореляційна функція має форму гребеня, то лише зсуви вздовж гребеня (тобто вздовж краю) призводять до невеликих змін в E , що вказує на наявність краю.

С. Якщо обидві кривизни великі і локальна автокореляційна функція має гострий пік, то зсуви в будь-якому напрямку призводять до збільшення E , що вказує на наявність кута.

Алгоритм детектора кутів Гарріса має наступний вигляд:

1. Перетворення кольору в відтінки сірого.

Перетворення кольору пікселя в відтінки сірого відбувається за наступною формулою:

$$\sum_{C \in \{R,G,B\}} \omega_C \cdot C, \quad (3)$$

де $\omega_R = 0.299$, $\omega_G = 0.587$, $\omega_B = 0.144$.

2. Обчислення просторової похідної.

Наступним кроком є знаходження похідної за x та y , $I_x(x, y)$ та $I_y(x, y)$.

3. Налаштування структурного тензора.

За допомогою та знаходиться структурний тензор

4. Розрахунок відгуку Гарріса

Для кожного $x \ll y$ маємо $\frac{x \cdot y}{x+y} = x \frac{1}{1+x/y} \approx x$. На цьому етапі обчислюється найменше власне значення структурного тензора, використовуючи це наближення:

$$\lambda_{min} \approx \frac{\lambda_1 \cdot \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} = \frac{\det(M)}{\text{tr}(M)}, \quad (4)$$

де слід матриці $\text{tr}(M) = m_{11} + m_{22}$.

5. Немаксимальне придушення

Це можна представити на просторовому графіку (α, β) . Ідеальне ребро матиме велике значення α і нульове значення β (це буде поверхня трансляції), при цьому на практиці β буде досить малим порівняно з α через шум та пікселізацію. Кут буде позначатися великими значеннями α і β , а пласка область зображення – малими значеннями α і β . Оскільки збільшення контрастності зображення в p разів збільшує α і β пропорційно на p^2 , то якщо (α, β) вважається крайовою областю, то і $(\alpha p^2, \beta p^2)$. також, для додатних значень P . Аналогічні міркування застосовуються і до кутів. Таким чином, простір (α, β) слід поділити, як показано товстими лініями на рис. 7.

Перетворення Гарріса застосовується в багатьох областях, включаючи відстеження руху в відео, стереозор та реконструкцію 3D-сцен, розпізнавання об'єктів, автоматичну фокусування камер, робототехніку, а також для поліпшення загальної обробки зображень.

4. Згорткова нейронна мережа (CNN) представляє собою клас глибоких штучних нейронних мереж прямого поширення, спеціально розроблених для досягнення точності в завданнях комп'ютерного зору, таких як класифікація та виявлення зображень [7]. Хоча CNN схожа на традиційні нейронні мережі, вона відрізняється глибшими шарами, включаючи ваги, зсуви та виходи через нелінійні активації. Нейрони CNN розташовані у формі об'єму, враховуючи висоту, ширину та глибину.

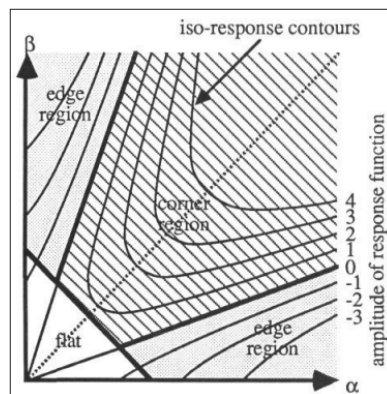


Рис. 7. Автокореляція головної кривизни простору – товсті лінії дають класифікацію кутів/країв/площин, тонкі лінії – контури рівного відгуку [6]

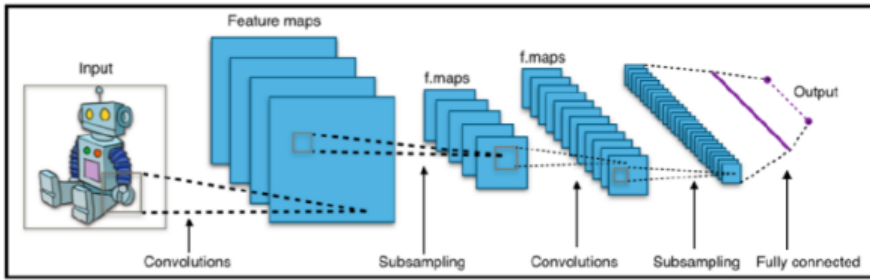


Рис. 8. Архітектура CNN [8]

На рис. 8 представлена архітектура CNN, яка включає в себе згортковий шар, шар об'єднання та повністю з'єднаний шар. Згортковий шар і шар об'єднання зазвичай чергуються, збільшуючи глибину кожного фільтра зліва направо, тоді як розміри (висота і ширина) зменшуються. Останній етап – це повністю з'єднаний шар, аналогічний останньому шару у звичайних нейронних мережах.

Для аналізу зображень була розроблена модифікація CNN, відома як «регіони зі згорнутою нейронною мережею» (R-CNN). Цей підхід поєднує прямокутні пропозиції регіонів із функціями згорнутої нейронної мережі. R-CNN є двоетапним алгоритмом виявлення, на першому етапі визначаючи області на зображенні, що можуть містити об'єкт, а на другому етапі класифікує об'єкт в кожній з визначених областей. Моделі виявлення об'єктів за допомогою R-CNN базуються на таких трьох процесах:

- Знайти на зображенні області, які можуть містити об'єкт. Ці регіони називаються пропозиціями регіонів.
- Отримати функції CNN із пропозицій регіону.
- Класифікувати об'єкти за виділеними ознаками.

Невирішені раніше частини загальної проблеми. Дані методи добре зарекомендували себе в області виявлення та класифікації об'єктів в звичайних, атмосферних, умовах, не враховуючи можливі погіршення якості зображення у водному середовищі. Через це, використання цих методів для систем керування АБПА не є оптимальним рішенням.

Метою дослідження є розробка системи комп'ютерного зору для АБПА на базі методу реконструкції кольорів Sea-thru та нейронної мережі YOLO.

Основний матеріал дослідження

1. *Sea-thru method*

Sea-thru – це метод, що базується на фізиці світла в підводному середовищі. Він використовує модель формування підводних зображень Аккайнака-Трайбіца та не використовує нейронні мережі і не навчався на жодному наборі даних. Він працює без кольорової карти або будь-якої інформації про оптичні якості чи глибину водойми.

Формування зображення регулюється рівнянням [9]:

$$I_c = D_c + B_c, \quad (5)$$

де $c = R, G, B$ – колірний канал, I_c – зображення зі спотвореними кольорами, D_c – прямий сигнал, що містить інформацію про (ослаблену) сцену, і B_c – зворотне розсіювання, додатковий сигнал, який погіршує зображення за рахунок світла,

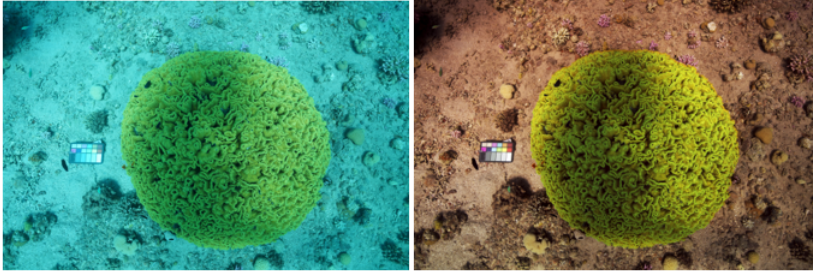


Рис. 9. Метод Sea-thru видаляє воду з підводних зображень, [9]

відбитого від частинок, зважених у товщі води. Компоненти D_c і B_c визначаються двома різними коефіцієнтами β_c^D і β_c^B , які є коефіцієнтами широкосмугового (RGB) ослаблення і зворотного розсіювання відповідно.

Розширена форма рівняння 5 має вигляд [10]:

$$I_c = J_c e^{-\beta_c^D (vD) \cdot z} + B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c^B (vB) \cdot z}), \quad (6)$$

де z – дальність (відстань) між камерою та об'єктами сцени вздовж лінії зору, B_c^∞ – світло, що затуляє, а J_c – незатушована сцена, яка була б захоплена в місці розташування камери, якби не було затухання вздовж z . $vD = \{z, \rho, E, S_c, \beta\}$ та $vB = \{z, S_c, b, \beta\}$ – вектори, що представляють залежності коефіцієнтів β_c^D і β_c^B , від відстані z , коефіцієнта відбиття ρ , спектра зовнішнього світла E , спектрального відгуку камери S_c а також фізичних коефіцієнтів розсіювання та послаблення променя у водоймі b та β , які є функціями довжини хвилі λ . Раніше вважалося, що $\beta_c^D = \beta_c^B$, і що ці коефіцієнти мають єдине значення для даної сцени, але в минулих дослідженнях [3] було показано, що вони різні, і, крім того, мають залежності від різних факторів.

Рівняння 6 сформульовано для зображення в горизонтальному напрямку, хоча воно може бути застосовано до сцен, знятих у різних напрямках, припускаючи, що відхилення малі. Рівняння, що пов'язують коефіцієнти RGB β_c^D і β_c^B з фізичними величинами, залежними від довжини хвилі, мають вигляд [9]:

$$\beta_c^D = \ln \left[\frac{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(d, \lambda) e^{-\beta(\lambda) z} d\lambda}{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} S_c(\lambda) \rho(\lambda) E(d, \lambda) e^{-\beta(\lambda) (z + \Delta z)} d\lambda} \right] / \Delta z, \quad (7)$$

$$\beta_c^B = -\ln \left[1 - \frac{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} S_c(\lambda) B^\infty(\lambda) (1 - e^{-\beta(\lambda) z}) d\lambda}{\int_{\lambda_2}^{\lambda_1} B^\infty(\lambda) S_c(\lambda) d\lambda} \right] / \Delta z, \quad (8)$$

На основі вищезазначених рівнянь для відновлення J_c необхідно оцінити наступні параметри: дані про освітленість, глибину, на якій було зроблено фотографію і спектральну характеристику камери, відстань між об'єктом та АБПА.

2. Нейронна мережа YOLO

You only look once (YOLO) – це згорткова нейронна мережа, яка розглядає виявлення об'єктів як задачу регресії: від пікселів зображення до координат обмежувальних рамок та ймовірностей класів. За допомогою цієї системи достатньо лише одного перегляду (*you only look once*) зображення, щоб передбачити, які об'єкти присутні і де вони розташовані.

Архітектура YOLO ґрунтується на моделі класифікації зображень GoogLeNet. Загальна структура мережі включає 24 згорткових шари, за якими слідує два

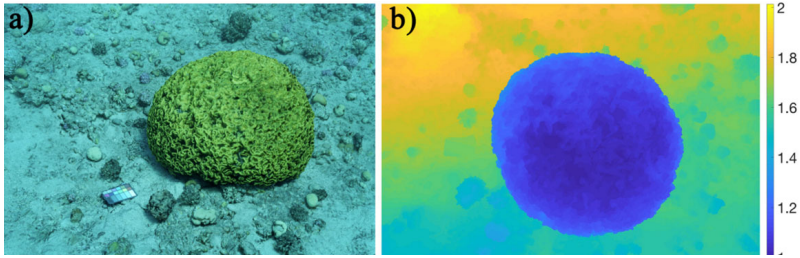


Рис. 10. а) 3D-модель, що створена з 68 фотографій за допомогою Photoscan Professional (Agisoft LLC). б) Карта дальності z (у метрах), отримана з цієї моделі [9]

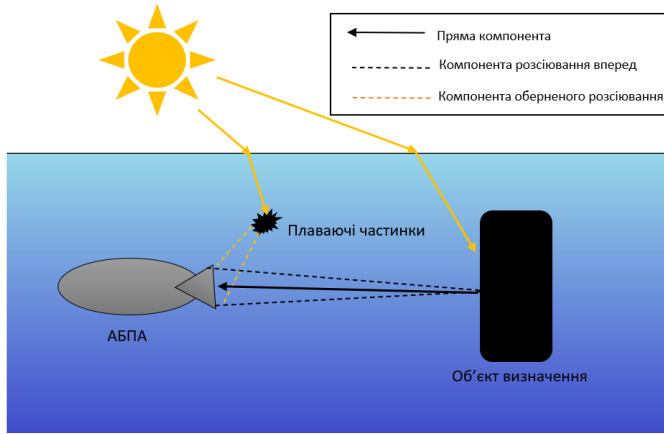


Рис. 11. Модель підводної візуалізації

повністю зв'язані шари. На відміну від початкових модулів, які використовує GoogLeNet, YOLO використовує шари скорочення 1×1 , за якими слідують згорткові шари 3×3 , аналогічно до підходу, представленого Ліном та іншими. Загальна конфігурація мережі представлена на рисунку 12.

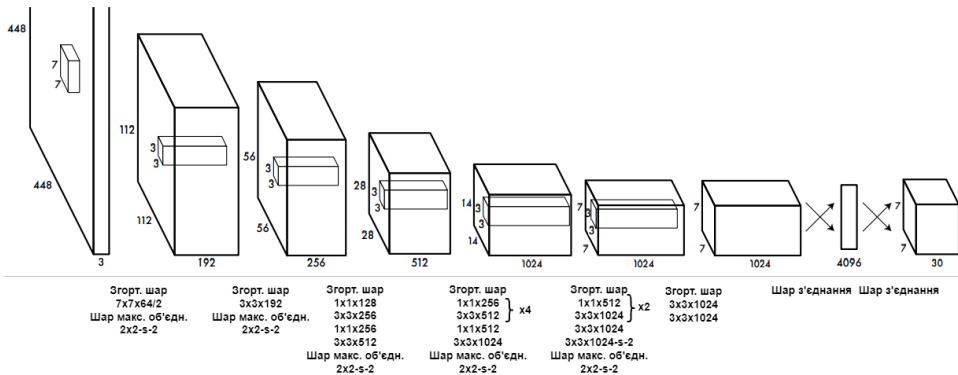


Рис. 12. Архітектура YOLO

YOLO має низку переваг перед іншими методами виявлення об'єктів [11]:

1. YOLO надзвичайно швидко. Оскільки ця нейронна мережа розглядає виявлення як регресійну задачу, їй не потрібен складний конвеєр.

2. По-друге, YOLO міркує глобально про зображення, коли робить прогнози. На відміну від методів, що базуються на ковзному вікні та регіональних пропозиціях, YOLO бачить все зображення під час навчання та тестування, тому він неявно кодує контекстну інформацію про класи та їхній вигляд.

Нейронна мережа YOLO

YOLO запам'ятовує узагальнені зображення об'єктів. Оскільки YOLO має високий рівень узагальнення, він менш схильний до збоїв при застосуванні до нових областей або несподіваних вхідних даних.

3. Поєднання методів

Поєднання методу Sea-thru та нейронної мережі YOLO забезпечує більшу ефективність в розпізнаванні об'єктів в підводному середовищі, порівняно з іншими нейронними мережами, на вхід яких подавалось оригінальне зображення. Метод Sea-Thru реконструює кольори на зображенні, що допомагає нейронній мережі YOLO краще виявляти та класифікувати об'єкти.

4. Результати

Тестування відбувалось на п'яти наборах даних [12]. Всі фотографії були зроблені при природньому освітленні, в форматі RAW та з постійною експозицією.

Порівняння результатів класифікації об'єктів нейронних мереж, на вхід яких подаються оригінальні зображення, та нейронної мережі YOLO, на вхід якої подається зображення, оброблене методом Sea-Thru, надано в таблиці 2.



Рис. 13. Блок-схема поєднання методів

Таблиця 1

Набори даних з картами дальності на основі SFM для кожного зображення

Набір	Сцена	Глибина	Вид	Вс	Тип води	#зображень	Камера	Лінзи
D1	Риф	10 м	Вниз	Низьке	Чиста	559	Sony α 7R Mk III	Sony FE 16–35 mm f/2.8GM
D2	Риф	10 м	Вниз	Високе	Чиста	318	Sony α 7R Mk III	Sony FE 16–35 mm f/2.8GM
D3	Риф	4 м	Всі	Низьке	Чиста	68	Sony α 7R Mk III	Sony FE 16–35 mm f/2.8GM
D4	Каньйон	4–9 м	Вниз	Високе	Мутна	153	Nikon D810	Nikkor 35 mm f1.8
D5	Риф	5 м	Прямо	Середнє	Чиста	59	Nikon D810	Nikkor 35 mm f1.8

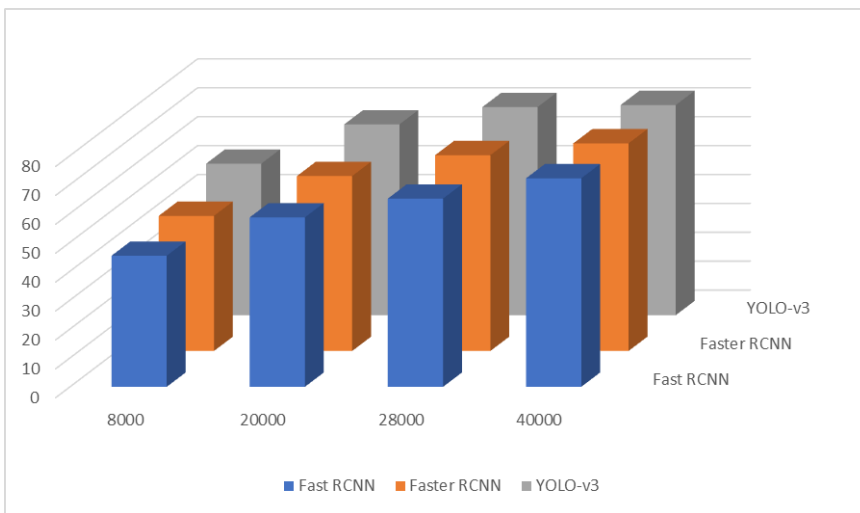


Рис. 13. Середня точність виявлення морських об'єктів

Висновки. Проведене дослідження мало на меті покращити системи комп'ютерного зору для автономних безпілотних підводних апаратів, використовуючи поєднання методу Sea-Thru та нейронної мережі YOLO. Метод Sea-thru, спрямований на компенсацію впливу води та ефективно відновлює втрачені кольори на підводних зображеннях. Це значно поліпшує точність розпізнавання об'єктів, оскільки нейронна мережа YOLO тепер може використовувати більш чіткі та якісні зображення для аналізу. Експериментальні результати показують, що поєднання Sea-thru та YOLO забезпечує більшу точність у розпізнаванні об'єктів порівняно з іншими методами, що використовують оригінальні підводні зображення. Відзначено, що середня точність виявлення об'єктів в підводному середовищі є вищою на різницю 0.5 до 9 відсотків.

Таблиця 2

Порівняння нейронних мереж виявлення, таких як, Fast RCNN, Faster RCNN, Faster RCNN і YOLO-V3 на основі точності та середньої точності (mAP)

Кількість ітерацій	Fast RCNN				Faster RCNN				YOLO-v3			
	mAP (%)	Точність (%)			mAP (%)	Точність (%)			mAP (%)	Точність (%)		
		Морський огірок	Морський їжак	Гребінець		Морський огірок	Морський їжак	Гребінець		Морський огірок	Морський їжак	Гребінець
4000	38.67	40.48	38.27	33.91	38.67	40.70	39.26	36.06	45.90	48.12	45.50	44.08
8000	45.35	48.67	45.85	41.52	46.76	48.85	47.35	44.08	52.40	54.56	53.14	49.51
12000	50.87	53.75	51.30	47.55	52.31	53.26	53.42	50.26	58.34	59.77	59.48	55.77
16000	55.04	58.85	54.92	51.34	57.39	59.86	56.98	55.34	62.02	64.09	62.50	59.47
20000	58.61	62.12	58.44	55.28	60.53	62.20	61.86	57.53	66.00	68.87	66.20	62.93
24000	61.45	64.57	62.39	57.39	64.25	65.58	64.67	62.51	68.88	71.50	70.54	64.60
28000	65.12	68.81	65.56	60.98	67.74	69.06	68.37	65.80	72.00	74.79	73.17	68.03
32000	67.72	70.75	68.83	63.58	69.24	71.45	69.47	66.79	72.24	74.47	73.78	68.47
36000	70.73	74.75	72.23	65.20	70.65	71.64	72.02	68.28	71.88	74.87	72.82	67.95
40000	72.14	75.46	73.58	67.38	71.83	72.78	73.13	69.58	72.69	75.55	73.70	68.83

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на покращення роботи в реальному часі, в умовах поганої видимості та її інтеграцію з АБПА. Підвищена точність і обробки зображень має велике значення для дослідницьких, промислових та воєнних задач.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Іванюк В. І., Потапова К. Р., Наливайчук М. В. Огляд нейронних мереж та стандартних алгоритмів обробки зображень в області комп'ютерного зору // Міжнародний науковий журнал «Інтернаука». 2023. № 15. <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2023-15-9208>
2. Гуриченко, С. О. (2023) «Модельовання, CFD-розрахунків та оцінка гідродинамічних коефіцієнтів автономного безпілотного підводного апарата», *International Scientific Technical Journal «Problems of Control and Informatics»*, 67(6), с. 5–13. doi: 10.34229/1028-0979-2022-6-1.
3. Aurora Vision Documentation. URL: https://docs.adaptive-vision.com/current/studio/machine_vision_guide/BlobAnalysis.html (дата звернення: 28.09.2023)
4. Jia, T., Sun, N., & Cao, M. Moving object detection based on blob analysis. 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics. URL: https://www.researchgate.net/publication/238513594_Moving_object_detection_based_on_blob_analysis (дата звернення: 28.09.2023).
5. JOHN CANNY, A Computational Approach to Edge Detection, URL: https://perso.limsi.fr/vezien/PAPIERS_ACS/canny1986.pdf (дата звернення: 30.09.2023)
6. C. Harris and M. Stephens, A combined corner and edge detector, in *Alvey Vision Conference*, vol. 15, Manchester, UK, 1988. URL: <https://bmva-archive.org.uk/bmvc/1988/avc-88-023.pdf> (дата звернення: 02.10.2023).
7. A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in *Advances in neural information processing systems*, 2012. URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3065386> (дата звернення: 03.11.2023).
8. A. Gulli and S. Pal, *Deep Learning with Keras*, Birmingham: Packt, 2017, с. 190.
9. Derya Akkaynak, Tali Treibitz. Sea-thru: A Method For Removing Water From Underwater Images // *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019 p. 2. URL: https://www.researchgate.net/publication/338514335_Sea-Thru_A_Method_for_Removing_Water_From_Underwater_Images (дата звернення: 04.10.2023).
10. Derya Akkaynak, Tali Treibitz. A Revised Underwater Image Formation Model // *In Proc. IEEE CVPR*. 2018. P. 6723–6726 URL: https://www.researchgate.net/publication/324113188_A_Revised_Underwater_Image_Formation_Model (дата звернення: 04.10.2023).
11. J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection” P. 1–2. URL: https://www.cv-foundation.org/open-access/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf (дата звернення: 06.10.2023).
12. D. Berman, D. Levy, S. Avidan, and T. Treibitz. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/339632700_Underwater_Single_Image_Color_Restoration_Using_Haze-Lines_and_a_New_Quantitative_Dataset (дата звернення: 15.11.2023).

REFERENCES:

1. Ivanjuk V. I., Potapova K. R., Nalyvajchuk M. V. Oghljad nejronnykh merezh ta standartnykh alghorytmiv obrobky zobrazhenj v oblasti komp'juternogho zoru // *Mizhnarodnyj naukovyj zhurnal «Internauka»*. 2023. № 15. <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2023-15-9208>

2. Ghuryenko, S. O. (2023) “Modeljuvannja, CFD-rozrakhunok ta ocinka ghidrodynamichnykh koeficijentiv avtonomnogho bezpilotnogho pidvodnogho aparata”, International Scientific Technical Journal “Problems of Control and Informatics”, 67(6), c. 5–13. doi: 10.34229/1028-0979-2022-6-1.
 3. Aurora Vision Documentation. URL: https://docs.adaptive-vision.com/current/studio/machine_vision_guide/BlobAnalysis.html (accessed: 28.09.2023).
 4. Jia, T., Sun, N., & Cao, M. Moving object detection based on blob analysis. 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics. URL: https://www.researchgate.net/publication/238513594_Moving_object_detection_based_on_blob_analysis (accessed: 28.09.2023).
 5. JOHN CANNY, A Computational Approach to Edge Detection, URL: https://perso.limsi.fr/vezien/PAPIERS_ACS/canny1986.pdf (accessed: 30.09.2023).
 6. C. Harris and M. Stephens, A combined corner and edge detector, in Alvey Vision Conference, vol. 15, Manchester, UK, 1988. URL: <https://bmva-archive.org.uk/bmvc/1988/avc-88-023.pdf> (accessed: 02.10.2023).
 7. A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” in Advances in neural information processing systems, 2012. URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3065386> (accessed: 03.11.2023).
 8. A. Gulli and S. Pal, Deep Learning with Keras, Birmingham: Packt, 2017, p. 190.
 9. Derya Akkaynak, Tali Treibitz. Sea-thru: A Method For Removing Water From Underwater Images // IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019 p. 2 URL: https://www.researchgate.net/publication/338514335_Sea-Thru_A_Method_for_Removing_Water_From_Underwater_Images (accessed: 04.10.2023).
 10. Derya Akkaynak, Tali Treibitz. A Revised Underwater Image Formation Model // In Proc. IEEE CVPR. 2018. P. 6723-6726 URL: https://www.researchgate.net/publication/324113188_A_Revised_Underwater_Image_Formation_Model (accessed: 04.10.2023).
 11. J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection”. P.1-2. URL: https://www.cv-foundation.org/open-access/content_cvpr_2016/papers/Redmon_You_Only_Look_CVPR_2016_paper.pdf (accessed: 06.10.2023).
 12. D. Berman, D. Levy, S. Avidan, and T. Treibitz. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset. 2020. URL: https://www.researchgate.net/publication/339632700_Underwater_Single_Image_Color_Restoration_Using_Haze-Lines_and_a_New_Quantitative_Dataset (accessed: 15.11.2023).
-