

## ПРОГРАМНИЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ В УМОВАХ ВАРІАТИВНОГО ОСВІТЛЕННЯ

*Анотація.* У статті розглянуто проблему сегментації зображень в умовах варіативного освітлення. Проведено аналіз методів сегментації цифрових зображень, найбільш ефективних в умовах варіативного освітлення. Запропоновано метод сегментації, що ґрунтується на початковій класифікації зображення на основі ознак освітленості, алгоритмах адаптивного оброблення зображення та нейромережевій сегментації на основі архітектур SegNet та U-Net. Запропонований метод продемонстрував покращення на 4,95% та 1,5% відповідно до метрик mIoU та Pixel Accuracy для моделі SegNet, а також на 1,6% та 0,07% для моделі U-Net.

*Ключові слова:* семантична сегментація, варіативне освітлення, оброблення зображень, нейронні мережі, інженерія програмного забезпечення.

**Постановка проблеми.** Сегментація зображень є однією з ключових задач комп'ютерного зору, що забезпечує виділення змістовних областей зображення та є основою для подальшого аналізу сцен, розпізнавання об'єктів і прийняття рішень у прикладних системах. Вона використовується у системах автономного керування транспортом [1-2], відеоспостереження та безпеки, медичній діагностиці [3], а також у промислових системах контролю якості продукції.

Однією з проблем сегментації зображень є наявність варіативного освітлення. Зміни інтенсивності освітлення зображень, наявність тіней, засвітів чи відблисків призводять до істотного викривлення значень пікселів, що ускладнює виділення границь та контурів об'єктів. У таких умовах навіть сучасні алгоритми сегментування демонструють нестабільність, оскільки однакові об'єкти можуть мати різні характеристики яскравості залежно від умов освітлення.

Додатковою складністю є те, що більшість класичних методів сегментації базуються на низькорівневих ознаках, таких як яскравість, колір або текстура. Проте ці ознаки суттєво змінюються під впливом освітлення, що призводить до втрати інваріантності моделей. Як наслідок, контури об'єктів стають нечіткими або зміщеними, а процес сегментації – менш точним, особливо в умовах слабкого або неоднорідного освітлення.

Сучасні підходи, зокрема методи на основі глибинного навчання, також стикаються з цією проблемою. Хоча вони здатні враховувати складні залежності в даних, їх ефективність значною мірою залежить від якості навчальних вибірок і здатності уза-

гальнювати варіації освітлення. У реальних умовах, де денні яскраві зображення з сонячними відблисками змінюються нічними темними сценами, моделі часто не здатні коректно виділяти семантичні та контурні ознаки об'єктів.

Таким чином, залежність результатів сегментації від стабільності вхідного візуального сигналу створює суттєвий бар'єр для впровадження інтелектуальних систем у динамічні середовища. З огляду на це, актуальною науково-практичною задачею є розробка програмного методу, що забезпечує інваріантність процесу сегментації до змін освітлення та гарантує високу точність формування масок сегментації незалежно від зовнішніх умов.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Проблема сегментації зображень активно досліджується протягом останніх десятиліть, що зумовлено її ключовою роллю у задачах комп'ютерного зору. Значна частина наукових робіт присвячена дослідженню впливу освітлення на якість сегментації. Встановлено [4], що нерівномірне або слабке освітлення призводить до розмиття контурів об'єктів і зниження точності їх виділення, що є однією з основних причин помилок сегментації. У роботі [5] також підкреслюється, що варіації освітлення суттєво впливають на ефективність методів виявлення контурів та об'єктів, особливо у складних сценах.

Окремий напрям досліджень зосереджений на розробленні методів, які враховують або компенсують зміну освітлення. Зокрема, підхід [6] на основі теорії Retinex дозволяє розділяти зображення на компоненти освітлення та відбиття, що підвищує якість сегментації в умовах низької освітленості. Подібні підходи також використовуються у роботі [7], присвяченій семантичній сегментації нічних сцен, де попереднє вирівнювання освітлення є критично важливим етапом. Результати експериментів на двох широко використовуваних наборах даних показують, що запропонований у дослідженні метод демонструє вищу ефективність порівняно з сучасними методами сегментації.

Крім того, досліджуються методи сегментації, що безпосередньо враховують характеристики освітлення сцени. Наприклад, підхід до сегментації на основі моделювання розподілу освітлення дозволяє покращити відокремлення об'єктів від фону за рахунок використання фізичних властивостей світла [4]. Робота [8] пропонує метод сегментації зображень на основі освітлення в сценах із декількома джерелами світла, що дозволяє виявляти області, де присутнє лише одне джерело світла.

Сучасним напрямом досліджень проблеми сегментації зображень в умовах варіативного освітлення є застосування методів глибинного навчання. Використання архітектури на основі згорткових нейронних мереж дозволяє моделям вивчати складні ієрархічні ознаки, що є більш стійкими до шумів порівняно з класичними детекторами. Дослідження [9] проводить порівняння різних моделей нейронних мереж для сегментації зображень за різних умов природнього освітлення. Результати оцінки ефективності моделей демонструють суттєву різницю в їх стійкості до змін освітлення, що підтверджує вплив змін навколишнього середовища на завдання семантичної сегментації. Робота [10] показує, що архітектури типу U-Net та її модифікації здатні досягати високої точності сегментації навіть у складних умовах освітлення, однак їх ефективність зале-

жить від різноманітності навчальних даних і наявності прикладів із різними сценаріями освітлення.

Таким чином, аналіз сучасних досліджень свідчить про значний прогрес у розвитку методів сегментації зображень, проте проблема забезпечення їх інваріантності до змін освітлення залишається актуальною. Це обумовлює необхідність подальших досліджень у напрямі розроблення програмних методів, здатних ефективно працювати в умовах варіативного освітлення.

**Мета дослідження.** Основною метою цієї роботи є розроблення методу семантичної сегментації зображень, що забезпечить високу точність та стабільність результатів в умовах варіативного освітлення. Важливою та необхідною частиною даної роботи є оцінка ефективності методу та її порівняння з відомими підходами.

**Викладення основного матеріалу дослідження.** Для вирішення проблеми семантичної сегментації зображень в умовах варіативного освітлення пропонується метод, що складається з наступних етапів:

- Класифікація зображення на основі ознак освітленості;
- Адаптивне попереднє оброблення зображення;
- Сегментація результуючого зображення нейронною мережею.

Етап гібридної класифікації рівня освітленості зображення передбачає автоматичне визначення класу зображення для подальшої стратегії адаптивного оброблення. Процес класифікації базується на розрахунку статистичних метрик відносної яскравості, що дозволяє зосередитися на аналізі освітленості сцени незалежно від кольорових характеристик. Нехай вхідне зображення задано у просторі RGB як  $I(x, y) = (R, G, B)$ , де  $R, G, B \in [0, 255]$ . Для забезпечення коректності обчислень значення пікселів нормалізуються до діапазону  $[0, 1]$ :

$$R' = \frac{R}{255}; G' = \frac{G}{255}; B' = \frac{B}{255}; \quad (1)$$

Далі для кожного пікселя обчислюється відносна яскравість  $L(x, y)$  як зважена сума нормалізованих компонентів:

$$L(x, y) = 0.2125R' + 0.715G' + 0.072B' \quad (2)$$

Вибір вагових коефіцієнтів зумовлений особливостями сприйняття яскравості людською зоровою системою, яка є найбільш чутливою до зеленого каналу та менш чутливою до синього. Отримана карта яскравості  $L(x, y) \in [0, 1]$  відображає розподіл освітленості сцени та використовується для подальшого аналізу.

На основі карти яскравості обчислюється набір статистичних характеристик, що описують розподіл освітленості в зображенні. Зокрема, визначаються середнє значення яскравості:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i \quad (3)$$

Медіана  $\tilde{L}$ , перцентилі  $P_{20}$  та  $P_{80}$ , що дозволяють оцінити розподіл яскравості без впливу викидів, а також стандартне відхилення яке характеризує контраст сцени:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - \mu)^2 \quad (4)$$

Додатково обчислюються частки темних і яскравих пікселів:

$$r_d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [L_i < \tau_d]; \quad r_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [L_i > \tau_b], \quad (5)$$

де  $\tau_d$  та  $\tau_b$  – порогові значення для темних і яскравих областей відповідно. Також в аналізі використовується коефіцієнт асиметрії (skewness), який дозволяє визначити зміщення розподілу яскравості в сторону темних або світлих значень.:

$$\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(L_i - \mu)^3}{\sigma}. \quad (6)$$

У результаті формується комплексний набір статистичних ознак, що описують глобальні характеристики освітленості зображення і слугують основою для подальшої класифікації умов освітлення на один із трьох класів – темне, помірне та світле:  $C = \{C_d, C_m, C_b\}$ . Класифікація здійснюється на основі вектору статичних ознак  $f$  та системи правил, що формалізуються у вигляді функції прийняття рішення:

$$D(f) = [r_d > \alpha_1] \cup [\tilde{L} < \beta_1 \cap P_{80} < \beta_2] \quad (7)$$

$$B(f) = [r_b > \alpha_2] \cup [\tilde{L} > \beta_3 \cap P_{80} > \beta_4] \quad (8)$$

$$C(f) = \begin{cases} C_d, & D(f) \\ C_b, & B(f) \\ C_d, & \sigma < \delta \cap \mu < 0.4 \\ C_b, & \sigma < \delta \cap \mu > 0.6 \\ C_d, & \gamma < -\kappa \\ C_b, & \gamma > \kappa \\ C_m, & \text{інакше} \end{cases} \quad (9)$$

У практичній реалізації використано такі емпірично визначені порогові значення:

- $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.35$ ;
- $\beta_1 = 0.3, \beta_2 = 0.45$ ;
- $\beta_3 = 0.4, \beta_4 = 0.55$ ;
- $\delta = 0.08$ ;
- $\kappa = 0.5$ .

Запропонована класифікація ґрунтується на ознаках цифрового зображення – глобальній яскравості, розподілу інтенсивностей, контрасті і форми гістограми, що дозволяє підвищити стійкість методу до варіацій освітлення. На відміну від підходів, що ба-

зуються на одному показнику, така класифікація забезпечує більш надійну інтерпретацію умов освітлення у складних сценах.

Наступним етапом запропонованого методу є адаптивне попереднє оброблення зображення, що виконується відповідно до визначеного на попередньому етапі класу зображення. Основною метою цього етапу є нормалізація освітленості зображення та покращення його візуальних характеристик з урахуванням його початкових умов. Відповідно, для кожного класу зображення застосовується окремий алгоритм оброблення.

У випадку темних зображень використовується комбінований підхід, що включає локальне підсилення контрасту, гамма-корекцію та зменшення шуму. Спочатку зображення перетворюється у колірний простір LAB, де канал яскравості обробляється за допомогою методу CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), що дозволяє ефективно підсилити локальні деталі без перенасичення. Далі виконується адаптивна гамма-корекція, параметр якої визначається на основі середнього рівня яскравості зображення: темніші зображення будуть піддаватись більш інтенсивному підсиленню. На завершальному етапі застосовується алгоритм шумозаглушення для усунення артефактів, що виникають унаслідок підсилення.

Для зображень із надмірною яскравістю застосовується метод тонального відображення (tone mapping), зокрема алгоритм Рейнхарда, який забезпечує компресію динамічного діапазону. Це дозволяє зменшити перенасичені ділянки та відновити деталі у світлих областях зображення. Такий підхід є більш плавним порівняно з класичними методами нормалізації та краще зберігає природний вигляд сцени. Після тонального відображення може додатково застосовуватися шумозаглушення.

У випадку помірного освітлення використовується метод підвищення різкості на основі нерізкого маскування (unsharp masking). Для цього формується розмита версія зображення за допомогою Гаусового фільтра, яка потім віднімається від оригіналу з певним коефіцієнтом підсилення. Такий підхід дозволяє підкреслити межі об'єктів і текстурні деталі без суттєвого спотворення глобальної яскравості. За потреби застосовується шумозаглушення для збереження балансу між різкістю та рівнем шуму.

Загалом, запропонований підхід забезпечує адаптивну зміну параметрів оброблення залежно від умов освітлення, що дозволяє підвищити якість зображення перед виконанням сегментації. На відміну від класичних методів попереднього оброблення, така стратегія враховує специфіку вхідних даних і забезпечує більш стабільні результати в умовах варіативного освітлення.

Заключним етапом запропонованого методу є безпосередньо семантична сегментація зображення із використанням сучасних нейромережових підходів. На цьому етапі зображення, отримане після адаптивного попереднього оброблення, подається на вхід моделі сегментації, яка виконує виділення об'єктів або областей інтересу. Запропонований метод не обмежується використанням конкретної архітектури нейронної мережі. Натомість передбачається можливість інтеграції будь-яких сучасних моделей сегментації, що дозволяє забезпечити гнучкість та адаптивність підходу до різних прикладних

задач. Зокрема, можуть бути використані як класичні архітектури, такі як U-Net та її модифікації, так і більш сучасні підходи, включаючи DeepLab, PSPNet, Mask R-CNN, а також трансформерні моделі сегментації.

**Аналіз отриманих результатів.** Для дослідження запропонованого методу було розроблено програмне забезпечення для сегментації зображень за допомогою мови програмування Python. Для виконання задач класифікації та попереднього оброблення зображень було використано бібліотеку NumPy. Створення та тренування моделей нейронних мереж відбувалось на основі бібліотеки PyTorch.

Для оцінки ефективності запропонованого методу було проведено експериментальне дослідження із використанням двох нейромережевих архітектур сегментації – U-Net та SegNet. Архітектура U-Net є однією з найбільш поширених у задачах сегментації завдяки симетричній енкодер-декодерній структурі та наявності skip-зв'язків, що дозволяють ефективно відновлювати просторову інформацію [11]. У свою чергу, SegNet базується на використанні індексів макс-пулінгу для відновлення просторової роздільної здатності, що забезпечує зменшення обчислювальної складності моделі [12].

Експеримент проводився на відкритому наборі даних для семантичної сегментації зображень – Car Segmentation Dataset [13]. Він містить зображення автомобілів та їх відповідні еталонні маски, що включають п'ять категорій об'єктів сегментації: колеса, фари, вікна, корпус машини та відповідно фон. Для імітації широкого спектра реальних умов освітлення вихідний набір даних підлягав керованій фотометричній деградації. Зокрема, моделювання сценаріїв низької освітленості здійснювалося шляхом нелінійного зниження рівня експозиції та накладання адитивного Гаусівського шуму, що імітує роботу сенсора камери при високих значеннях ISO. Водночас для відтворення ефектів надмірного освітлення та сонячних засвітів застосовувалося локальне та глобальне зміщення гістограми в область граничних високих значень (overexposure), що призводило до часткової втрати текстурної інформації у світлих зонах.

Під час тренувального процесу усі зображення були приведені до розміру 512x512 пікселів щоб забезпечити однакові розміри вхідних даних у наборі. Для навчання моделі було використано наступні параметри: кількість епох – 200, розмір батчу – 16, функція втрат – CrossEntropyLoss, та оптимізатор Adam з початковою швидкістю навчання 0.0005. Для коригування швидкості навчання було використано планувальник ReduceLROnPlateau.

Оцінка результатів точності та ефективності методу проводилася за допомогою стандартних метрик сегментації Pixel Accuracy (PA, попиксельна точність) та Mean Intersection over Union (mIoU, коефіцієнт перетину) як на тренувальному, так і на валідаційному наборах даних. Вибір цих показників забезпечує всебічну оцінку точності класифікації окремих пікселів та загальної узгодженості сформованих сегментаційних масок із еталонною розміткою. Оцінка кількісних показників ефективності, що наведена в таблиці 1, доводить, що застосування запропонованого методу попередньої обробки дозволяє покращити якість сегментації для обох моделей. Важливо відзначити, що покращення результатів має систематичний характер і спостерігається незалежно

від обраної архітектури нейронної мережі, що свідчить про ефективність запропонованого підходу.

Таблиця 1

Оцінка кількісних показників ефективності запропонованого методу

Метод сегментації	Тренувальна вибірка		Валідаційна вибірка	
	РА	mIoU	РА	mIoU
SegNet	0,9586	0,7563	0,9398	0,7049
Запропонований метод на основі SegNet	0,9644	0,7736	0,9536	0,7398
U-Net	0,9743	0,8330	0,9555	0,7636
Запропонований метод на основі U-Net	0,9794	0,8619	0,9562	0,7763

Аналіз динаміки навчання моделей показав, що використання адаптивного попереднього оброблення сприяє більш стабільній збіжності процесу навчання. Зокрема, графіки зміни значення функції втрат (рис. 1) демонструють більш плавне зменшення значень функції втрат (loss) та зменшення коливань у процесі навчання. Це пояснюється тим, що нормалізація освітлення зменшує варіативність вхідних даних, що, у свою чергу, полегшує процес оптимізації параметрів нейронної мережі.

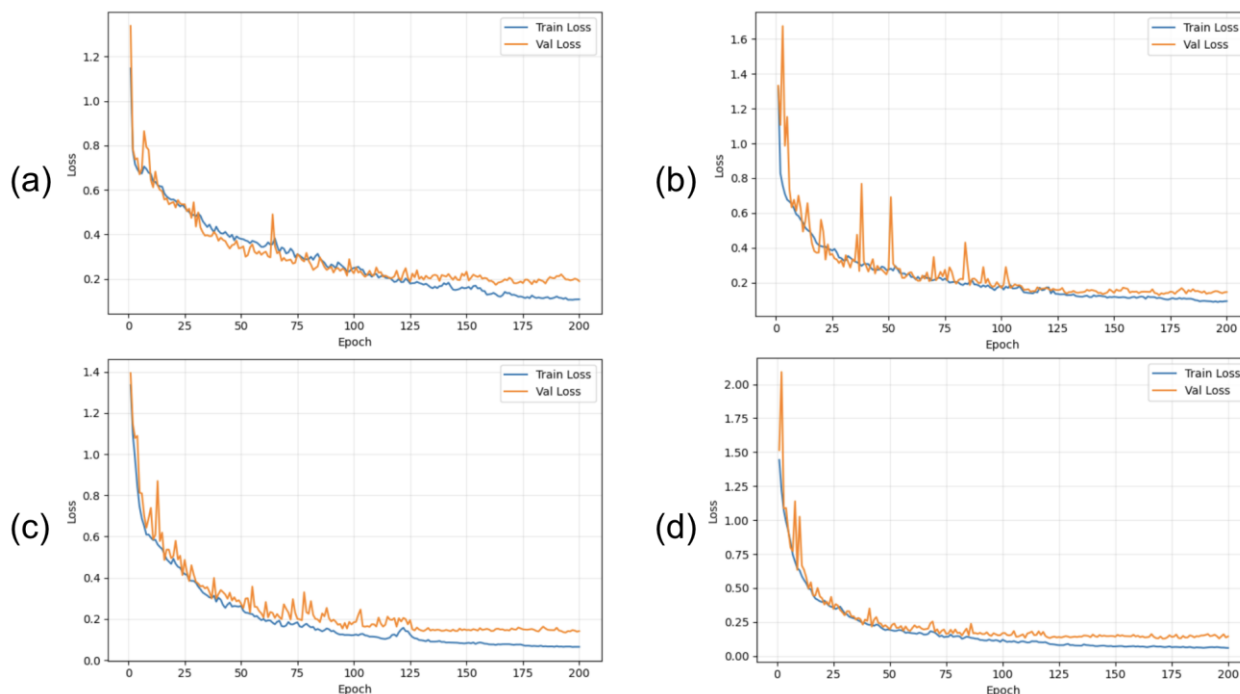


Рисунок 1 – Графік зміни значення функції втрат: (a) SegNet, (b) запропонований метод на основі SegNet, (c) U-Net, (d) запропонований метод на основі U-Net

Якісний аналіз результатів сегментації підтверджує отримані кількісні оцінки. У випадку використання попереднього оброблення спостерігається більш точне виділення контурів об'єктів, зменшення кількості хибних спрацьовувань та покращення сегментації в складних умовах освітлення, зокрема у темних або пересвітлених областях. Без попереднього оброблення моделі частіше допускають помилки у вигляді втрати дрібних деталей або неправильного визначення контурів об'єктів.

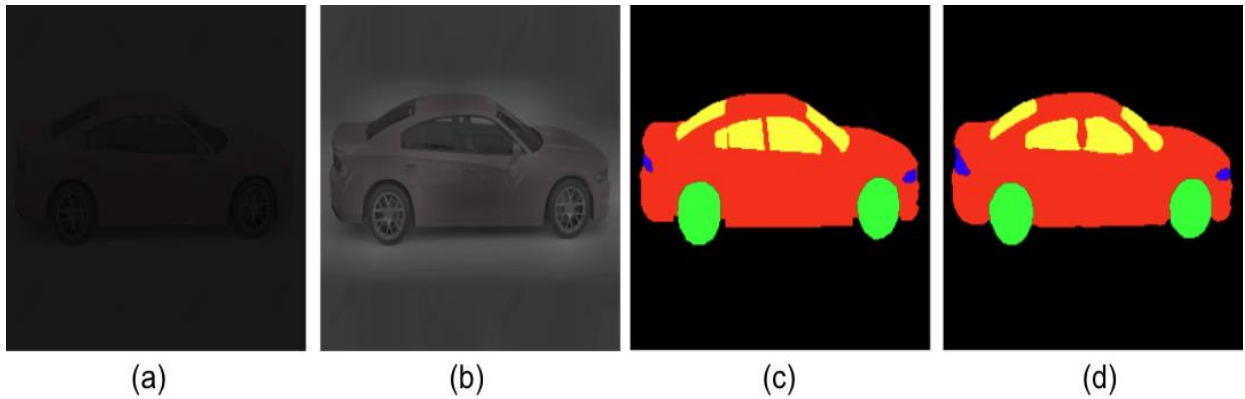


Рисунок 2 – Приклад роботи запропонованого методу: (a) темне вхідне зображення, (b) адаптивно-покращене зображення, (c) еталонна маска, (d) передбачена маска

Таким чином, результати експериментального дослідження підтверджують ефективність запропонованого методу. Його застосування дозволяє підвищити точність сегментації та стабільність навчання нейромережових моделей без необхідності зміни їх архітектури, що робить підхід придатним для широкого спектра задач комп'ютерного зору.

**Висновки.** У роботі розглянуто проблему семантичної сегментації зображень в умовах варіативного освітлення та проаналізовано вплив світлових спотворень на якість виділення об'єктів. Встановлено, що нестабільність освітлення є одним із ключових факторів, який знижує точність сегментації як у класичних, так і в сучасних нейромережових підходах.

У результаті дослідження розроблено програмний метод сегментації зображень, що базується на поєднанні трьох етапів: класифікації зображення на основі рівня освітлення, адаптивного попереднього оброблення зображення та нейромережової сегментації. Запропонований метод дозволяє автоматично визначати умови освітлення зображення на основі статистичних характеристик відносної яскравості та застосовувати відповідні алгоритми оброблення для нормалізації вхідних даних.

Експериментальна перевірка методу із використанням моделей U-Net та SegNet показала, що застосування адаптивного попереднього оброблення забезпечує підвищення точності сегментації за метриками Pixel Accuracy та Mean Intersection over Union як на тренувальній, так і на валідаційній вибірках. Отримані результати демонструють систематичне покращення показників незалежно від обраної архітектури, що підтверджує ефективність запропонованого підходу. Аналіз динаміки навчання моделей засвідчив, що нормалізація освітлення сприяє більш стабільній збіжності процесу оптимізації, зменшенню коливань функції втрат та покращенню узагальнювальної здат-

ності моделей. Якісний аналіз результатів сегментації також підтвердив підвищення точності виділення контурів об'єктів та зменшення кількості помилок у складних умовах освітлення.

Таким чином, запропонований метод дозволяє ефективно нівелювати вплив варіативного освітлення без необхідності модифікації архітектури нейронних мереж, що робить його придатним для інтеграції у широкий спектр прикладних систем комп'ютерного зору.

Перспективами подальших досліджень є вдосконалення механізму адаптації методу до складніших умов освітлення, зокрема сцен із динамічним освітленням та наявністю кількох джерел світла. Доцільним є також розширення підходу шляхом урахування не лише глобальних, але й локальних характеристик освітленості, що дозволить підвищити точність оброблення неоднорідно освітлених зображень. Окрім цього, важливим є дослідження ефективності методу на більш складних та різноманітних наборах даних, включаючи реальні сценарії з багатьма джерелами освітлення.

#### ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Anwesh, K., Pal, D., Ganguly, D., Chatterjee, K., & Roy, S. (2022). Number plate recognition from enhanced super-resolution using generative adversarial network. *Multimedia Tools and Applications*, 1–17. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-14018-0>
2. Kinahan, J., & Smeaton, A. F. (2021). *Image segmentation to identify safe landing zones for unmanned aerial vehicles*. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.14557>
3. Jin, B., Cruz, L., & Gonçalves, N. (2020). Deep facial diagnosis: Deep transfer learning from face recognition to facial diagnosis. *IEEE Access*, 8, 123649–123661. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3005687>
4. Zhang, L. (2008). In situ image segmentation using the convexity of illumination distribution of the light sources. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(10), 1786–1799. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.70830>
5. Abosinnee, A. S., Bencsik, G., & Abedi, F. (2025). Edges in image with illumination variations scenarios: A review. *The Visual Computer*, 41, 12277–12305. <https://doi.org/10.1007/s00371-025-04157-4>
6. Chen, Y., Wen, C., Liu, W., & Li, G. (2023). A depth iterative illumination estimation network for low-light image enhancement based on Retinex theory. *Scientific Reports*, 13(1), 19709. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-46693-w>
7. Sun, Z., Zhu, H., Xiao, X., Gu, Y., & Xu, Y. (2024). Nighttime image semantic segmentation with Retinex theory. *Image and Vision Computing*, 148, 105149. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2024.105149>
8. Vrshnak, D., Domislović, I., Subašić, M., & Lončarić, S. (2022). Illuminant segmentation for multi-illuminant scenes using latent illumination encoding. *Signal Processing: Image Communication*, 108, 116822. <https://doi.org/10.1016/j.image.2022.116822>
9. Nugraha, D. G., Purwanto, D., Dikairono, R., Widjiati, E., & Adinanta, H. (2025). Comparative Analysis of Image Segmentation Methods for Unmanned Surface Vehicles under Varying Illumination Conditions. In *26th International Seminar on Intelligent Technology and*

Its Applications: Fostering Equal Opportunities for Breakthrough Technology Innovations, ISITIA 2025 - Proceedings (2025 ed., pp. 88-93). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.. <https://doi.org/10.1109/ISITIA66279.2025.11137505>

10. Cardenas-Gallegos, J. S., Severns, P. M., Klimeš, P., Lacerda, L. N., Peduzzi, A., & Ferrarezi, R. S. (2025). Reliable plant segmentation under variable greenhouse illumination conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 229, 109711. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109711>

11. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597>

12. Badrinarayanan, V., Kendall, A., & Cipolla, R. (2017). SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. *IEEE TPAMI*.

<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2644615>

13. Intel AI. (2019). Car segmentation [Data set]. Kaggle.

<https://www.kaggle.com/datasets/intelecai/car-segmentation>

Received 01.04.2026.

Accepted 03.04.2026.

Published 30.04.2026

### ***Software method for image segmentation under variable lighting conditions***

*This paper addresses the problem of image segmentation under variable lighting conditions, which is a critical factor in computer vision tasks. Various approaches to image processing are analyzed, including classical methods and modern neural network models. It has been established that traditional approaches have limitations due to their dependence on low-level features, whereas neural network methods demonstrate reduced performance under unstable lighting conditions.*

*The purpose of the research is to develop an image segmentation method that ensures adaptation to lighting conditions and improves the accuracy of object detection. A software method is proposed that combines an illumination level classification, adaptive image preprocessing, and neural network segmentation. Images are classified based on an analysis of statistical characteristics of relative luminance, which allows determining the processing algorithm for each image.*

*The effectiveness of the method was evaluated through experimental research using the U-Net and SegNet neural network models. A set of images with simulated lighting conditions was used for the analysis. As a result of the experiments, the proposed method demonstrated improvements of 4.95% and 1.5%, respectively, in terms of the mIoU and Pixel Accuracy metrics for the SegNet model, as well as 1.6% and 0.07% for the U-Net model. A comparative analysis has shown that the use of adaptive image preprocessing improves segmentation quality regardless of the chosen neural network architecture.*

*The proposed method increases the robustness of segmentation systems to lighting changes, reduces the impact of noise and distortions, and ensures more stable model performance in real-world conditions. This makes it an effective solution for a wide range of computer vision tasks, particularly in systems operating in dynamic environments.*

**Слободзян Максим Вікторович** – магістр кафедри програмного забезпечення комп’ютерних систем, Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Київ.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9324-9430>

**Шкурат Оксана Сергіївна** – доцент кафедри програмного забезпечення комп’ютерних систем, Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Київ.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7633-9121>

**Slobodzian Maksym** – master of Computer Systems Software Department, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-9324-9430>

**Shkurat Oksana** – Associate Professor of Computer Systems Software Department, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7633-9121>