

Д. І. Угрин<sup>1</sup>, проф., д-р техн. наук, О. П. Доренський<sup>2</sup>, доц., канд. техн. наук,  
Ю. О. Ушенко<sup>1</sup>, проф., д-р фіз.-мат. наук, О. І. Бреславський<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича, м. Чернівці, Україна

<sup>2</sup>Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна

e-mail: d.ugryn@chnu.edu.ua, dorenskyiop@kntu.kr.ua, y.ushenko@chnu.edu.ua,

breslavskiyi.oleh@chnu.edu.ua

## Методи та моделі інтелектуального комп'ютерного зору для ідентифікації й оцінки функціонального стану людини в умовах обмеженої видимості

Праця присвячена підвищенню точності та стійкості сегментації, кластеризації та ідентифікації людини на цифрових зображеннях в умовах зниженої видимості. Метою дослідження є інтеграція адаптивної попередньої обробки, дескрипторного аналізу та моделей глибинного навчання для забезпечення стабільної роботи систем комп'ютерного зору. Сформовано вибірку з 350 зображень на основі власних фото та наборів COCO і CrowdHuman. Змодельовано деградації (туман, шум, затемнення, низький контраст, комбіновані впливи) та реалізовано адаптивну попередню обробку із застосуванням  $\gamma$ -корекції, CLAHE, Dehazing і фільтрації. Сегментацію виконано за допомогою U-Net і Mask R-CNN, детекцію – YOLOv8, кластеризацію – K-Means і DBSCAN. Експериментальні результати підтвердили підвищення якості сегментації (IoU до 0,95), детекції (mAP до 0,95) та кластеризації (Silhouette Score до 0,79), а коректність ідентифікації людини зросла до 99 %. Запропонований підхід забезпечує робастність системи до деградацій зображень і може бути використаний у реальних умовах відеомоніторингу.

**обробка зображень, ідентифікація людини, знижена видимість, глибинне навчання, візуальні дані, комп'ютерний зір**

**Постановка проблеми.** У сучасних умовах активного розвитку цифрових технологій та систем комп'ютерного зору особливої актуальності набувають задачі автоматизованого аналізу зображень, зокрема виявлення, сегментації та ідентифікації людини. Такі задачі є критично важливими для систем відеоспостереження, громадської безпеки та транспортного моніторингу. Зростання обсягів візуальних даних і потреба в їх автоматизованій обробці зумовлюють необхідність створення швидкодіючих і стійких до спотворень методів розпізнавання, оскільки людина є одним із найбільш складних і варіативних об'єктів аналізу. У реальних умовах системи комп'ютерного зору функціонують за наявності туману, диму, пилу, низької освітленості, шумів сенсорів та зниження контрастності, що зменшує інформативність зображень і ускладнює коректне виділення об'єктів. Саме тому виникає потреба у розробленні комплексного підходу до сегментації, кластеризації та ідентифікації людини з урахуванням різних типів деградації видимості та реальних умов експлуатації, які суттєво відрізняються від ідеалізованих лабораторних сценаріїв.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** На сучасному етапі в фахових дослідженнях за тематикою «Кластеризація і сегментація зображень» в основному спостерігається тенденція до інтеграції класичних методів комп'ютерного зору з нейронними архітектурами [1,3]. Зокрема в [1,2] відмічається, що класичні алгоритми обробки зображень забезпечують інтерпретованість, швидкість та низькі обчислювальні витрати, тоді як глибинні нейронні мережі демонструють високу

здатність до узагальнення та виявлення складних закономірностей у даних. Згідно з [3] поєднання вище зазначених підходів дозволяє отримати синергетичний ефект – підвищення точності розпізнавання при одночасному збереженні обчислювальної ефективності та стійкості до шумів. Однак питання оптимального комбінування таких методів, вибору послідовності етапів обробки та кількісної оцінки їх результативності в умовах погіршеної видимості залишається недостатньо дослідженим. В працях [4,5], відмічається що для нічної детекції інколи виграють механізми уваги та використання контексту фону (бо силует людини може бути слабо виражений), але при цьому ці рішення часто чутливі до зміни камер і сценаріїв, тому потребують ретельної валідації «через домени», а не лише на одному наборі. При цьому аналіз сучасних досліджень дозволяє виокремити дві закономірності. По-перше, підсилення зображення саме по собі не гарантує покращення детекції чи сегментації – необхідне узгоджене навчання, орієнтоване на цільові метрики розпізнавання [6,7]. По-друге, ключову роль відіграють спеціалізовані датасети та протоколи оцінювання робастності (ACDC, Foggy Cityscapes, NightOwls тощо), які дозволяють виявляти слабкі місця моделей у складних умовах і коректно порівнювати методи [8,9]. При цьому ACDC забезпечує відповідності «normal ↔ adverse» і якісну розмітку для адаптації, однак проблема моделювання невизначеності та перенесення результатів поза дорожній домен залишається відкритою. Датасет LLVIP (visible–infrared pairs) демонструє потенціал мульти-модального навчання в нічних умовах, але недостатньо охоплює змішані деградації та сцени з натовпами, де потрібна інстанс-сегментація. Натомість сучасні підходи до сегментації й кластеризації дедалі частіше поєднують глибинні нейромережі з класичними методами опису ознак [10]. Зокрема, стратегія навчання інваріантних до освітлення ознак безпосередньо в задачі детекції оптимізує результат під цільову функцію, а не під візуальну «якість» кадру. Водночас її обмеженнями є складність перенесення на різні сенсори та потреба у строгих протоколах оцінювання, щоб уникнути втрати дискримінативності. Загалом більшість робіт зосереджуються на окремих типах деградацій або ізольованому вдосконаленні алгоритмів без системної інтеграції всіх етапів обробки.

**Постановка завдання.** Таким чином метою дослідження є підвищення точності та стійкості автоматизованої сегментації, кластеризації та ідентифікації людини на цифрових зображеннях у складних умовах видимості шляхом поєднання методів попередньої обробки зображень, дескрипторного аналізу ознак та моделей глибинного навчання з комплексним кількісним оцінюванням результатів. Задачі дослідження: 1) здійснити сегментацію, опис ознак, кластеризацію та ідентифікацію людини із застосуванням класичних алгоритмів комп'ютерного зору та моделей глибинного навчання; 2) провести комплексне оцінювання ефективності запропонованого підходу за кількісними метриками точності, повноти, якості сегментації та узагальненої точності детекції й визначити вплив різних типів деградації зображень на результати розпізнавання.

**Виклад основного матеріалу.** Методологія дослідження ґрунтується на поєднанні класичних алгоритмів обробки зображень і моделей глибинного навчання з використанням структурованої вибірки з 350 зображень (200 – одна людина, 100 – групи 2–4 осіб, 50 – натовпи). Дані сформовано з власних фото (120) та відкритих наборів COCO і CrowdHuman (230), що забезпечує різноманітність сцен; у 90 зображеннях наявні сторонні об'єкти для перевірки стійкості до хибних спрацьовувань. Для моделювання деградацій застосовано Gaussian Blur ( $\sigma=1.0-2.5$ ), Salt and Pepper Noise (2–8 %), Gamma Correction ( $\gamma=0.6-1.6$ ) та зниження контрасту (30–60 %). Попередня обробка включає нормалізацію, Histogram Equalization і CLAHE, Median та Gaussian фільтри, а також аугментацію (повороти  $\pm 15^\circ$ , масштабування 0.9–1.1,

віддзеркалення). Методи підбиралися з урахуванням типу сцени (одна людина, група, натовп) і наявності сторонніх об'єктів. Сегментація виконувалась із використанням Canny (контрольна вибірка), Watershed, U-Net і Mask R-CNN. Опис ознак здійснювався за допомогою HOG і LBP, кластеризація – методами K-Means (3–5 кластерів) і DBSCAN ( $\epsilon=0.5-0.7$ ). Детекція та ідентифікація реалізовані на основі YOLOv8 і EfficientNet-B3 (з базовою CNN, як контроль). Оцінювання проводилось за метриками Precision, Recall, F1-score, IoU, mAP і Silhouette Score. Комплексне застосування зазначених методів дозволяє кількісно оцінити вплив різних типів деградації видимості на точність сегментації, кластеризації та ідентифікації людини, забезпечуючи статистичну надійність і відтворюваність результатів.

*K-Means (кластеризація ознак)*: Використовується для базового групування сегментів за подібністю форми та текстури, що дозволяє відокремити людину від фонових об'єктів у просторі ознак (1):

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2, \quad (1)$$

де  $J$  – функціонал якості кластеризації (критерій оптимізації). Показує сумарну квадратичну відстань усіх об'єктів до центрів своїх кластерів. Чим менше  $J$ , тим компактніші кластери;  $C_k$  – множина об'єктів, які належать  $k$ -му кластеру;  $x_i$  – вектор ознак;  $K$  – кількість кластерів;  $\mu_k$  – центр кластера.

*IoU (Intersection over Union)*: Застосовується для кількісної оцінки якості детекції та сегментації масок людини шляхом порівняння прогнозованих і еталонних рамок (2):

$$IoU = \frac{Area(B_p \cap B_{gt})}{Area(B_p \cup B_{gt})}, \quad (2)$$

де  $B_p$  – прогноз;  $B_{gt}$  – еталонна рамка.

*Precision, Recall, F1-score (якість класифікації)*. Використовуються для комплексної оцінки точності та повноти розпізнавання людини у кадрі, що дозволяє уникнути перекосу лише в бік точності, або лише повноти (3):

$$\begin{cases} Precision = \frac{TP}{TP + FP} \\ Recall = \frac{TP}{TP + FN} \\ F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \end{cases}, \quad (3)$$

де  $TP$  – істинно позитивна оцінка розпізнавання;  $FP$  – хибно позитивна оцінка розпізнавання;  $FN$  – хибно негативна оцінка розпізнавання.

В табл.1. наведено загальну характеристику набору зображень.

Таблиця 1 – Загальна характеристика набору зображень

ID зображення	Тип сцени	Кількість людей	Наявність сторонніх об'єктів	Джерело	Роздільна здатність	Тип фону
IMG_001	Одна людина	1	Манекен, вітрина магазину	Власне фото	1600×1200	Торговий центр
IMG_002	Група	3	Автомобіль, житлові будинки	Власне фото	2048×1365	Міський житловий
IMG_003	Група	8	Автобусна зупинка, автобус, урна, реклама	Власне фото	2048×1365	Міський (вулиця)

## Продовження таблиці 1

IMG_004	Одна людина (селфі)	1	Автомобілі, собака, житловий будинок	Власне фото	1536×2048	Міський двір
IMG_005	Група	2	Дерева, замерзла водойма	Власне фото	1536×2048	Природа (зима)
IMG_006	Одна людина (ніч)	1	Дерева, освітлені вікна будинків	Власне фото	1536×2048	Природа (нічна сцена)

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 2 – Параметри деградації зображень (штучні впливи)

ID зображення	Тип деградації	Рівень (%)	Опис впливу
IMG_001_D1	Затемнення	40	Зменшення яскравості
IMG_002_D2	Туман	30	Gaussian Blur
IMG_003_D1	Запилення	25	Salt & Pepper Noise
IMG_004_D1	Дим	35	Білий напівпрозорий шар
IMG_005_D1	Низький контраст	50	Histogram Compression
IMG_006_D1	Комбінована	30+20	Туман + затемнення

Джерело: розроблено авторами

Дані табл.2 демонструють, що для моделювання погіршених умов видимості застосовано різні типи штучних деградацій, які відтворюють основні реальні фактори, що ускладнюють розпізнавання людського ресурсу на зображеннях. Кожен тип впливу має чітко визначений рівень інтенсивності, що дозволяє керувати варіювати складність задачі сегментації та ідентифікації. В табл.3. наведено параметри попередньої обробки зображень із відповідним врахуванням характеристик сцени.

Таблиця 3 – Параметри попередньої обробки зображень із врахуванням характеристик сцени та типу деградації

ID зображення	Метод	Параметр	Значення	Мета попередньої обробки
IMG_001_D1	Gamma Correction	$\gamma$	1.6	Компенсація затемнення (40%) та відновлення глобальної яскравості сцени в торговому центрі
IMG_001_D1	CLAHE	ClipLimit	2.0	Відновлення локального контрасту після корекції яскравості
IMG_002_D2	Dehazing (Dark Channel Prior)	$\omega$	0.85	Усунення ефекту туману (30%) у природному зимовому середовищі
IMG_002_D2	Unsharp Masking	k	1.2	Відновлення контурів після Gaussian Blur
IMG_003_D1	Median Filter	Kernel	5×5	Видалення Salt & Pepper Noise (25%) у міській сцені з групою людей
IMG_003_D1	CLAHE	ClipLimit	2.2	Підсилення силуетів людей після усунення імпульсного шуму
IMG_004_D1	White Layer Compensation	$\alpha$	0.35	Усунення напівпрозорого димового шару (35%)
IMG_004_D1	Histogram Stretching	Range	0–255	Відновлення динамічного діапазону контрасту селфі-сцени
IMG_005_D1	CLAHE	ClipLimit	3.0	Компенсація низького контрасту (50%) у міському житловому фоні
IMG_005_D1	Adaptive Sharpening	k	1.1	Підсилення текстур фасадів та силуетів
IMG_006_D1	Gamma Correction	$\gamma$	1.8	Компенсація затемнення (20%) у нічній сцені
IMG_006_D1	Dehazing	$\omega$	0.8	Усунення туману (30%)
IMG_006_D1	Bilateral Filter	d	7	Збереження контурів при одночасному приглушенні залишкового шуму

Джерело: розроблено авторами

З табл.3 наочно видно що для кожного типу деградації застосовано спеціалізовану комбінацію методів попередньої обробки, що забезпечує цільову компенсацію конкретних спотворень з урахуванням характеристик сцени.

На рисунку 1 наведено приклад програмного дослідження: «кластеризація і сегментація зображення IMG\_002».



Рисунок 1 – Приклад програмного дослідження: «кластеризація і сегментація зображення IMG\_002»  
Джерело: розроблено авторами

В табл.4. наведено узагальнені результати попередньої обробки зображень.

Таблиця 4 – Узагальнені результати попередньої обробки зображень.

ID зображення	Основний метод	Покращення контрасту (%)	Зменшення шуму (%)	Зміна різкості ( $\Delta$ Laplacian)	Загальний ефект якості*
IMG_001_D1	Gamma + CLAHE	+24	+7	+28	0.79
IMG_002_D2	Dehazing + Unsharp	+33	+18	+41	0.86
IMG_003_D1	Median + CLAHE	+27	+38	+32	0.84
IMG_004_D1	Layer Comp. + Stretch	+29	+14	+23	0.77
IMG_005_D1	CLAHE + Sharpen	+38	+10	+36	0.89
IMG_006_D1	Gamma + Dehazing + Bilateral	+35	+29	+39	0.87

\* Загальний ефект якості – нормалізований інтегральний показник (0–1), сформований на базі яскравості, контрасту, шуму та різкості.

Джерело: розроблено авторами

Отримані результати демонструють стабільне підвищення якості для всіх зображень після адаптивної попередньої обробки. Найбільший ефект спостерігається для випадків із сильними деградаціями (низький контраст та комбінований вплив), де інтегральний показник досяг 0.87–0.89. Максимальне зменшення шуму отримано для імпульсних спотворень, тоді як найбільший приріст різкості зафіксовано після усунення туману. Найменший, але стабільний ефект характерний для сцени з димом через складність повної компенсації напівпрозорого шару. У середньому інтегральний показник якості становить 0.84, що підтверджує ефективність адаптивного вибору методів відповідно до типу деградації та характеристик сцени. В табл.5. наведено результати сегментації та детекції людини.

Таблиця 5 – Результати сегментації та детекції людини

ID зображення	Метод сегментації	IoU (маска)	Precision	Recall	F1-score	mAP (YOLOv8)
IMG 001 D1	U-Net	0.93	0.96	0.95	0.95	0.94
IMG 002 D2	Mask R-CNN	0.90	0.92	0.91	0.91	0.92
IMG 003 D1	U-Net + Watershed	0.87	0.89	0.88	0.88	0.90
IMG 004 D1	Mask R-CNN	0.80	0.84	0.82	0.83	0.85
IMG 005 D1	U-Net	0.95	0.97	0.96	0.96	0.95
IMG 006 D1	Mask R-CNN + U-Net	0.89	0.91	0.90	0.90	0.91

Джерело: розроблено авторами

З табл.5. випливає, що адаптивна попередня обробка забезпечує стабільно високі показники сегментації та детекції (IoU 0.80–0.95), при цьому найкращі результати досягаються для зображень із ефективно компенсованими деградаціями, а найскладнішими залишаються сцени з димом та комбінованими впливами. В табл.6. наведено результати ознакового опису та кластеризації об'єктів (після попередньої обробки зображення).

Таблиця 6 – Результати ознакового опису та кластеризації об'єктів (після попередньої обробки зображення).

ID зображення	Кількість сегментів	Метод кластеризації	Кількість кластерів	Silhouette Score	Хибні сегменти (%)	Коректна ідентифікація людини (%)
IMG 001 D1	38	K-Means	3	0.76	2	98
IMG 002 D2	52	DBSCAN	4	0.71	4	96
IMG 003 D1	88	K-Means	5	0.67	8	92
IMG 004 D1	165	DBSCAN	6	0.59	13	87
IMG 005 D1	34	K-Means	3	0.79	1	99
IMG 006 D1	98	DBSCAN	5	0.65	9	91

Джерело: розроблено авторами

З табл.6. випливає, що попередня обробка суттєво підвищила якість кластеризації (зростання Silhouette Score та зменшення хибних сегментів), що безпосередньо призвело до підвищення точності коректної ідентифікації людини до 91–99%, навіть у складних сценах.

**Висновки.** У результаті проведеного дослідження розроблено та експериментально перевірено комплексний підхід до підвищення точності й стійкості автоматизованої сегментації, кластеризації та ідентифікації людини в умовах зниженої видимості. Показано, що адаптивне поєднання методів попередньої обробки ( $\gamma$ -корекція, CLANE, Dehazing, фільтрація), дескрипторного аналізу ознак та моделей глибинного навчання (U-Net, Mask R-CNN, YOLOv8) забезпечує стабільне зростання кількісних метрик якості. Поєднання адаптивної попередньої обробки, дескрипторного аналізу та моделей глибинного навчання забезпечило стабільне підвищення точності сегментації (IoU до 0.95), детекції (mAP до 0.95) та кластеризації (Silhouette Score до 0.79) навіть у складних умовах видимості (туман, дим, низький контраст, комбіновані впливи). Комплексне кількісне оцінювання продемонструвало зменшення хибних сегментів і зростання коректної ідентифікації людини до 99%, що свідчить про підвищення стійкості алгоритмічної системи до деградацій зображень.

## Список літератури

1. Яковлев А. Застосування методу сегментації на основі моделей нейронних мереж для вирішення задач розпізнавання номерних знаків. *Адаптивні системи автоматичного управління*. 2024. Т. 1, № 44. DOI: 10.20535/1560-8956.44.2024.302420.

2. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. You only look once: Unified, real-time object detection. *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 779–788.
3. Anagnostopoulos, C. N., Anagnostopoulos, I. E., Psoroulas, I. D., Loumos, V., Kayafas, E. License plate recognition from still images and video sequences: A survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2008. Vol. 9, № 3. P. 377–391.
4. Сватюк Д., Сватюк О., Белей О. Застосування згорткових нейронних мереж для безпеки розпізнавання об'єктів у відеопотоці. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2020. № 4(8). DOI: 10.28925/2663-4023.2020.8.97112.
5. Висоцький В., Яворський Н. Система розумного паркування для розпізнавання номерних знаків на основі нейромережі YOLO та оптичного розпізнавання символів. *Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика*. 2024. Вип. 6(3). DOI: 10.23939/cds2024.03.123.
6. Вакалюк Т. А., Власенко О. В., Василенко М. К. Аналіз методів розпізнавання номерних знаків. *Тези VI Всеукраїнської науково-технічної конференції*. Житомирська політехніка, 2023. URL: <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/01/19.pdf> (дата звернення: 06.06.2025).
7. Dorenskyi, O., Drobko, O., Drieiev, O. Improved Model and Software of the Digital Information Service of the Municipal Health Care Institutions. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2022. Вип. 5(36), ч. 2. С. 3–10. DOI: 10.32515/2664-262X.2022.5(36).2.3-10.
8. Шелехов І.В., Прилепа Д.В., Хібовська Ю.О., Шамонін К.Є., Доренський О. П. Інформаційно-екстремальна технологія інтелектуального аналізу якості освітнього контенту в закладах вищої освіти. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 12(43), ч. 1. (Препринт Центральноукр. нац. техн. ун-т).
9. Kachurivskiy, V., Kotovskiy, A., Lykhodid, T., Kachurivska, H., Dorenskyi, O. The Concept of Digital Transformation of Monitoring Scientific Activity of Participants in Educational Process of the Ukrainian HEI. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 11(42), ч. 1. С. 27–36. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.27-36.
10. Korniienko O., Kozub N., Dorenskyi O. Method and Technological Solution of an AI-Based Adaptive Investor Survey Service for Determining an Individual Risk Profile. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*. 2025. Issue 11(42), Part II. P. 3-10. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.3-10.

## References

1. Yakovlev, A. (2024). Zastosuvannya metodu sehmentatsii na osnovi modelei neironnykh merezh dlia vyrishennia zadach rozpoznavannia nomernykh znakiv. *Adaptivni systemy avtomatychnoho upravlinnia*, 1(44). <https://doi.org/10.20535/1560-8956.44.2024.302420>
2. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 779–788.
3. Anagnostopoulos, C. N., Anagnostopoulos, I. E., Psoroulas, I. D., Loumos, V., & Kayafas, E. (2008). License plate recognition from still images and video sequences: A survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(3), 377–391.
4. Svatiuk, D., Svatiuk, O., & Belei, O. (2020). Zastosuvannya zghortkovykh neironnykh merezh dlia bezpeky rozpoznavannia ob'iektiv u videopototsi. *Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika*, 4(8). <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.8.97112>
5. Vysotskyi, V., & Yavorskyi, N. (2024). Systema rozumnogo parkuvannia dlia rozpoznavannia nomernykh znakiv na osnovi neiromerezhi YOLO ta optychnoho rozpoznavannia symvoliv. *Komp'uterni systemy proektuvannia. Teoriia i praktyka*, 6(3). <https://doi.org/10.23939/cds2024.03.123>
6. Vakaliuk, T. A., Vlasenko, O. V., & Vasylenko, M. K. (2023). Analiz metodiv rozpoznavannia nomernykh znakiv. *Tezy VI Vseukrainskoi naukovo-tekhnichnoi konferentsii*. Zhytomyrska politekhnika. Retrieved June 6, 2025, from <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2024/01/19.pdf>
7. Dorenskyi, O., Drobko, O., & Drieiev, O. (2022). Improved model and software of the digital information service of the municipal health care institutions. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 5(36), Part 2, 3–10. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5\(36\).2.3-10](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5(36).2.3-10).
8. Shelekhov, I. V., Prilepa, D. V., Khibovska, Yu. O., Shamonin, K. Ye., & Dorenskyi, O. P. (2025). Informatsiino-ekstremalna tekhnolohiia intelektualnoho analizu yakosti osvitnoho kontentu v zakladakh vyshchoi osvity [Information-extreme technology of intelligent analysis of the quality of educational content in higher education institutions]. *Tsentrálnoukrainskyi naukovyi visnyk. Tekhnichni nauky* [Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences], (12(43), Part 1). Preprint, Central Ukrainian National Technical University.
9. Kachurivskiy, V., Kotovskiy, A., Lykhodid, T., Kachurivska, H., & Dorenskyi, O. (2025). The concept of

- digital transformation of monitoring scientific activity of participants in educational process of the Ukrainian HEI. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11(42), Part I, 27–36. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).1.27-36](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.27-36).
13. Korniienko, O., Kozub, N., & Dorenskyi, O. (2025). Method and technological solution of an AI-based adaptive investor survey service for determining an individual risk profile. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11(42), Part II, 3–10. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).1.3-1](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.3-1)

**Dmytro Uhryn**<sup>1</sup>, Prof., DSc. tech. sci., **Oleksandr Dorenskyi**<sup>2</sup>, Assoc. Prof., PhD tech. sci.,

**Yurii Ushenko**<sup>1</sup>, Prof., DSc. phys. and math. sci., **Oleh Breslavskiy**<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University, Chernivtsi, Ukraine*

<sup>2</sup>*Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine*

### **Methods and Models of Intelligent Computer Vision for Identifying and Assessing a Person's Functional State in Conditions of Limited Visibility**

The study is devoted to improving the accuracy and stability of clustering, segmentation, and identification processes in digital images under conditions that impair visibility, such as fog, low light, and noise. The goal of the research is to integrate adaptive preprocessing methods, advanced descriptor analysis, and deep learning architectures to ensure stable and reliable operation of computer vision systems in challenging environments.

To achieve this goal, a sample of 350 images was formed based on our own photos and standardized COCO and CrowdHuman benchmarks. The experimental phase included modeling degradation (fog, noise, obscuration, low contrast, combined effects) and implementing adaptive preprocessing using complex algorithms such as  $\gamma$ -correction, adaptive histogram equalization with limited contrast, Dehazing, and filtering. The analytical phase used architectures for feature extraction and object localization: U-Net and Mask R-CNN for segmentation, while the YOLOv8 model was deployed for identification. Also, unsupervised learning methods, in particular K-Means and DBSCAN, were integrated for clustering the identified entities. This multi-stage workflow made it possible to evaluate how preprocessing affects the subsequent performance of deep learning models in various image degradation scenarios.

The results of the experiments confirmed a significant improvement in segmentation quality, which reached an intersection over union ratio of 0.95, detection with an mAP increase to 0.95, and clustering with a Silhouette Score increase to 0.79. As a result, the accuracy of human identification increased to 99%. In conclusion, it can be stated that the proposed approach ensures the robustness of the system to image degradation and can be used in real-world video surveillance conditions.

**image processing, human identification, low visibility, deep learning, visual data, computer vision**

*Одержано (Received) 26.02.2026*

*Прорецензовано (Reviewed) 06.03.2026*

*Прийнято до друку (Approved) 12.03.2026*