

УДК: 004.932.8:535.855

DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2024-1-7>

**Денис Андрійович МАНОХІН,**

здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти,

Львівський національний університет ім. Івана Франка

ORCID ID: [0000-0002-8590-7626](https://orcid.org/0000-0002-8590-7626)

## **СЕГМЕНТАЦІЯ ВІДБЛИСКІВ ЛІНЗИ НА ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ**

*В цій роботі досліджується задача виділення відблисків лінзи на цифрових зображеннях. В результаті аналізу сучасних підходів до вирішення цієї проблеми, виявлено, що існуючі методи хоч і демонструють хороші результати для основних камер сучасних смартфонів, все ще мають складнощі з обробкою зображень отриманих за допомогою телефото об'єктивів, оскільки через свою будову вони є більш схильними до дефектів відображення. Тому основна увага в нашому дослідженні приділена саме таким зображенням. Для дослідження створено невеликий тестовий набір даних. Продемонстровано, що припущення про симетричність відображення до джерела світла відносно центру зображення не завжди вірне у випадку об'єктивів зі складнішою системою лінз, що має місце в нашому наборі даних. Запропоновано алгоритм, що виділяє відблиски на основі характеристик кольору, площі та локації. Алгоритм не є настільки загальним як інші сучасні методи на основі глибинного навчання, оскільки він базується на кількох припущеннях про природу відблисків, що є в першу чергу характерними для зображень з телефото камери з кількома яскравими джерелами світла і темним фоном. Однак, проведене порівняння запропонованого методу з кількома популярними підходами демонструє значне покращення якості сегментації для розглянутого тестового набору. При подальшому вдосконаленні алгоритм може бути корисним як для візуального покращення якості фотографій, так і в ролі попередньої обробки даних у багатьох задачах комп'ютерного зору.*

**Ключові слова:** комп'ютерний зір, сегментація, відблиски лінзи, оптика.

**Denys MANOKHIN,**

PhD student,

Ivan Franko National University of Lviv

## SEGMENTATION OF LENS FLARES IN DIGITAL IMAGES

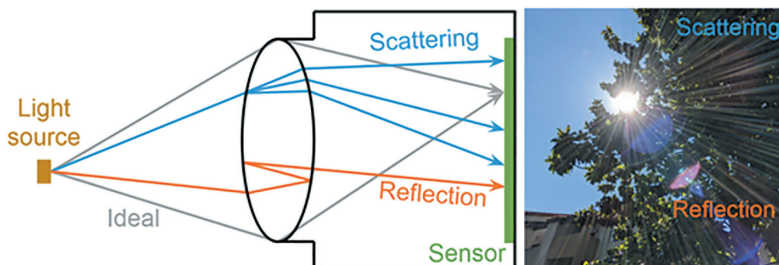
***This paper investigates the problem of lens flare detection in digital images. As a result of the analysis of modern approaches to solving this problem, it was found that existing methods, although demonstrating good results for the main cameras of modern smartphones, still have difficulties with processing images captured with telephoto lenses, since due to their structure they are more prone to reflection defects. Therefore, we focus our study on such images. A small test dataset was created for the study. It is demonstrated that the assumption of symmetric reflection to the light source relative to the image center is not always true in the case of lenses with a more complex lens system, which is the case in our dataset. We propose an algorithm that detects reflective flare based on color, area, and location characteristics. The algorithm is not as general as other state-of-the-art methods based on deep learning, as it is based on several assumptions about the nature of a flare, which are primarily typical for telephoto camera images with several bright light sources and a dark background. However, a comparison of the proposed method with several popular approaches demonstrates a significant improvement in segmentation quality for the considered test set. With further improvement, the algorithm can be useful both for visual enhancement of photos and as a data preprocessing tool in many computer vision tasks.***

**Keywords:** computer vision, segmentation, lens flare, optics.

**Постановка проблеми.** Відблисками лінз (lens flare) називають небажані візуальні ефекти, що виникають при створенні фотографій внаслідок дефектів системи лінз камери. Найчастіше такі явища виникають коли в кадрі присутні дуже яскраві об'єкти.

Виділяють два основні типи відблисків лінзи: розсіювання та відображення (Рис. 1). Розсіювання переважно виникає через забруднення або пошкодження лінзи і характеризується виникненням променів навколо яскравих об'єктів. Відображення виникають через те, що на стику між лінзою і повітрям частина променів може віддзеркалитись замість того щоб пройти далі. А оскільки

в сучасних камерах переважно використовуються системи з декількох лінз ймовірність такого заломлення зростає. Візуально такі відблиски переважно виглядають як дзеркальні відображення яскравих об'єктів відносно оптичного центру зображення, однак в системах з багатьма лінзами можуть набувати складнішого вигляду через повторювані відображення.



**Рис 1. Основні типи відблисків лінзи [1]**

Враховуючи розвиток алгоритмів комп'ютерного зору, проблема визначення та видалення відображень лінзи є дуже актуальною. Оскільки наявність таких артефактів може негативно вплинути на якість роботи багатьох алгоритмів аналізу зображень. Окрім цього багато сучасних телефонів крім основної камери обладнані телефото камерами з оптичним зумом, які є особливо чутливими до дефектів відображення, оскільки використовують складну систему лінз.

**Метою цієї роботи** є детальніше дослідити проблему виявлення відображень в телефото камерах. А саме планується оцінити якість існуючих підходів та розробити алгоритм автоматичної сегментації цих дефектів на цифровому зображенні за допомогою методів комп'ютерного зору. Після чого оцінити слабкі та сильні сторони різних методів.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Перші дослідження проблеми видалення відблисків лінзи фокусуються на їх сегментації класичними методами комп'ютерного зору та подальшому замальовуванні знайдених ділянок inpaint-методами. Так наприклад в одній з перших робіт на цю тему [2] пропонується алгоритм пошуку відблисків на основі їх форми. У роботі [3] пропо-

нується більш детальний підхід, який крім форми враховує також і локацію відображення відносно оптичного центру зображення.

Більш сучасні підходи переважно базуються на методах глибинного навчання (deep learning) тренуваних за допомогою синтетичних датасетів одразу видаляти артефакти з зображення. Зазвичай при тренуванні нейронної мережі вхідними даними є зображення з штучно доданими відблесками, а очікуваним результатом – оригінальні фотографії без них. Штучні дані можуть відрізнятися від реальних, однак отримати два однакові зображення як з, так і без відблиску дуже складно, в той час як синтетичні дані можуть бути відносно легко згенеровані у великих об'ємах.

Методологію симуляції відблисків лінзи різних типів для створення тренувальних даних було запропоновано у роботі [1]. Використовуючи подібний підхід інші автори розробили датасет Flare7K, який містить більш різноманітні дані, та більше фокусується на обробці зображень зроблених у нічний час [4]. Пізніше датасет було розширено до Flare7K++ [5], що є найбільшим синтетичним набором відблисків на даний момент. Альтернативний підхід було запропоновано у роботі [6], автори якої розробили генеративну мережу, яка може навчатись на зображеннях без пар, що дозволяє використати реальні дані у навчанні.

Моделі глибинного навчання натреновані на Flare7K++ дозволяють досягти дуже хороших результатів у видаленні відблисків, однак все ще маю деякі проблеми, однією з яких є відображення. Як зазначають автори, хоч в датасеті і міститься багато відблисків цього типу, мережа часом може мати хибні спрацювання на інші яскраві об'єкти в кадрі [5].

Для вирішення цієї проблеми автори пропонують використання апріорної інформації, а саме врахувати той факт, що відображення зазвичай симетричні до джерела світла відносно оптичного центру зображення. У роботі [7] вони демонструють, що це твердження є справедливим для основних камер більшості смартфонів, а також пропонують датасет BracketFlare, що складається з зображень з відблесками, побудований з врахуванням цього факту.

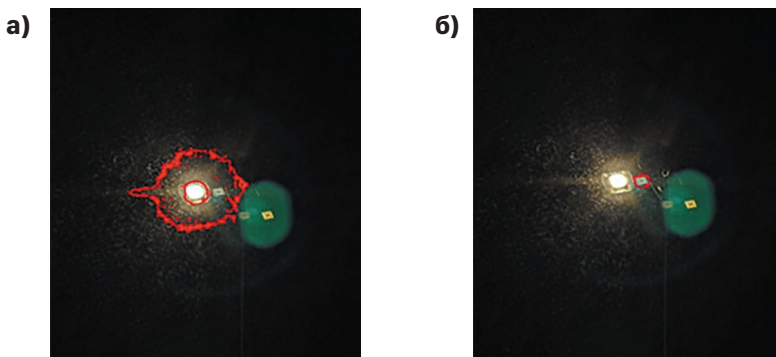
**Виклад основного матеріалу дослідження.** У дослідженні було використано невеликий набір з 14 зображень зроблених телефото камерою смартфона Google Pixel 8 Pro у нічний час з яскравим джерелом світла в кадрі. На цих зображеннях вручну було виділено контури всіх дефектів відображення (Рис. 2).



**Рис. 2. Приклад зображень з анотованими контурами відображень**

Спочатку до цього датасету було застосовано два популярні методи видалення відблисків на основі глибинного навчання, а саме модель Uformer [8] треновану на датасеті Flare7K++ [5] та модель MPRNet [9] треновану на датасеті BracketFlare [7] з використанням апріорної інформації про локацію. У дослідженні було використано програмну реалізацію мовою програмування Python та ваги мережі поширені авторами робіт [5] та [7].

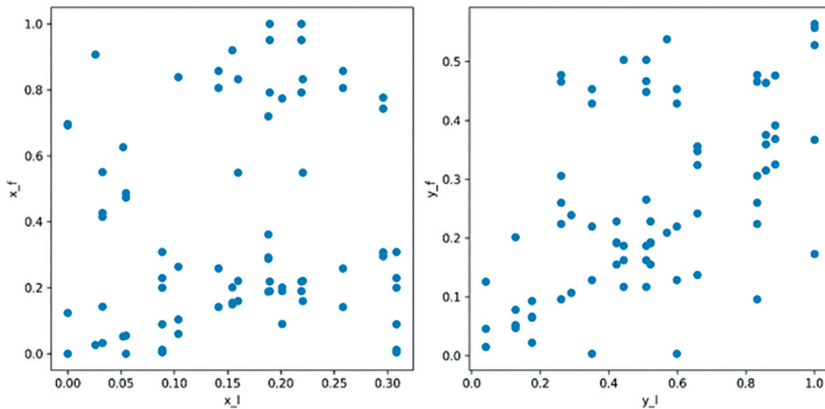
Варто наголосити, що ці підходи можуть також видаляти відблиск з зображення, однак в цій роботі оцінюється лише точність їх сегментації. Тому на Рис. 3 наведено знайдені контури відблисків.



**Рис. 3. Результати сегментації відображень а) Flare7k++ [5]; б) BracketFlare [7]**

Як бачимо метод Flare7K++ [5] добре виділив розсіювання навколо джерела світла, але пропустив деякі доволі чітко виражені відображення. Тоді як метод BracketFlare знайшов відображення найближче до апріорної позиції, але також пропустив ті відображення, що знаходяться далі від неї.

На основі нашого тестового датасету було знайдено центр кожного відблиску та побудовано графіки співвідношень між координатами джерела світла та його відблисками відносно оптичного центру зображення, як це було зроблено в роботі [7] для основних камер кількох смартфонів. Як бачимо на Рис. 4, для телефото камери немає настільки чіткого лінійного співвідношення, оскільки кожному джерелу світла зазвичай відповідає декілька відблисків. Це може пояснювати низьку якість виявлення відображень розглянутими методами.



**Рис. 4.** На графіках,  $x_l$  та  $x_f$  – абсолютні значення  $x$  координати джерела світла і його відображення відносно центру зображення. Аналогічно  $y_l$  та  $y_f$  відповідають координатам по осі  $y$ .

Для вирішення проблеми розсіювання було отримано доволі хороші результати. Однак відображення все ще є складною проблемою. Запропоновані методи переважно орієнтуються на основні камери сучасних смартфонів, але не враховують складніші відображення в телефото камерах та професійних об'єкти-

вах. Зважаючи на це в цій роботі запропоновано метод на основі класичних алгоритмів комп'ютерного зору для покращення якості сегментації в розглянутому випадку.

Алгоритм базується на кількох припущеннях про колір, площу та локацію відблисків: відблиски відображення зазвичай одного кольору; їх площа пов'язана з площею джерела світла; хоч вони не завжди знаходяться чітко симетрично до джерела світла, проте зазвичай знаходяться близько до прямої, що проходить через джерело світла і центр зображення. Хоч ми і припускаємо, що в межах зображення відблиски приблизно одного відтінку, але ми не знаємо якого саме, тому запропоновано ітеративний алгоритм, що вибирає потрібний кластер на основі інших характеристик.

Основні кроки запропонованого алгоритму:

1. Знайти всі джерела світла на зображенні.
2. Перевести зображення в модель кольорів HSV та виділити N канал, що відповідає за відтінок кольору (hue).
3. Поділити отримане зображення на k кластерів за допомогою алгоритму k-means. В нашому випадку використовувалось значення  $k=4$ . Оптимальне значення може відрізнятись залежно від вмісту зображення.
4. Для кожного кластеру:
  - Знайти всі зв'язані компоненти.
  - Для кожного джерела світла:
    - Відфільтрувати зв'язані компоненти за площею, щоб уникнути дуже дрібних шумових елементів;
    - Знайти відстань між кожним виділеним компонентом і прямою, що проходить через джерело світла і центр зображення.
  - Якщо площа кластеру більша за половину площі зображення, або не знайдено жодного компоненту що відповідає вимогам, відкинути даний кластер.
5. Обрати кластер середня відстань між компонентами і джерелами світла якого мінімальна. Використати компоненти цього кластеру для побудови маски відблисків.
6. Застосувати морфологічні операції для додаткового усунення шуму.

Для знаходження джерел світла використовується підхід запропонований у [7], відповідно до якого проводиться гамма корекція з  $\gamma=10$ , щоб підсилити яскраві області зображення. Після чого зображення бінаризується за допомогою прогу Отсу [10] та застосовується фільтрування за площею, щоб відкинути малі об'єкти.

Алгоритм було реалізовано мовою програмування Python, з використанням бібліотек OpenCV, NumPy та Scikit Image. На Рис. 5 наведено результати сегментації для зображень з Рис. 1.



**Рис. 5. Приклади сегментації відблисків запропонованим методом**

Для порівняння якості сегментації було використано метрику intersection over union (IOU), визначену формулою (1):

$$IoU(y, \hat{y}) = \frac{|y \cap \hat{y}|}{|y \cup \hat{y}|} \quad (1)$$

де  $y$  – множина пікселів, що належать відблиску, а  $\hat{y}$  – множина пікселів, позначених як відблиск алгоритмом.

Результати для нашого методу та згаданих раніше методів Flare7K++ [5] і BracketFlare [7] наведено у табл. 1.

**Таблиця 1. IoU для розглянутих методів сегментації**

Flare7K++	BracketFlare	Ours
0.0626	0.0678	0.4102



Як бачимо, запропонований метод значно краще впорався з завданням, хоча результат все ще не ідеальний. Також варто зазначити, що цей метод не є настільки універсальним, як методи на основі глибинного навчання, оскільки деякі з припущень на яких він базується можуть не виконуватись в деяких випадках. Так наприклад за наявності інших об'єктів такого ж відтінку як відблиски, сегментація за кольором може дати не коректні результати. Однак у випадку зображень такого типу як в тестовому наборі, де окрім кількох джерел світла фон темний, такий підхід демонструє непогані результати. Це показує, що у випадку з телефото камерами навіть досить прості алгоритми можуть давати кращі результати ніж поточні універсальні методи і спонукає далі розвивати цей напрямок.

**Висновки та пропозиції.** У даній роботі запропоновано алгоритм виявлення відображень лінзи на основі цифрових зображень отриманих за допомогою телефото камери. Для цього за допомогою телефото камери смартфона Google Pixel 8 Pro було підготовано датасет зображень з відблисками лінзи. На основі нього, експериментально доведено, що відображення можуть не мати настільки чіткої симетрії, як в проведених раніше дослідженнях інших камер, а також те, що одному джерелу світла може відповідати декілька відображень. Було продемонстровано, що сучасні методи мають труднощі з такими зображеннями. Враховуючи це було запропоновано алгоритм сегментації відображень на основі їх кольору, локації та площі. Цей алгоритм, хоч і не є настільки загальним як інші розглянуті методи, конкретно в нашому випадку продемонстрував кращі результати. Для покращення загальності алгоритму, варто дослідити інші телефото камери та підготувати більше даних. Також за наявності більшого датасету можна спробувати вирішувати цю задачу методами глибинного навчання. Крім цього варто зауважити, що в цій роботі розглядалась лише задача сегментації відблисків, для практичного застосування варто також застосувати алгоритм їх видалення.

© Манохін Д.А., 2024

## ЛІТЕРАТУРА

1. Wu Yi., He Q., Xue T., Garg R., Chen J., Veeraraghavan A., Barron J. T. How to train neural networks for flare removal // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2021. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00224.
2. Chabert F. Automated Lens Flare Removal. 2015. URL: [https://web.stanford.edu/class/ee368/Project\\_Autumn\\_1516/Reports/Chabert.pdf](https://web.stanford.edu/class/ee368/Project_Autumn_1516/Reports/Chabert.pdf).
3. Vitoria P., Ballester C. Automatic Flare Spot Artifact Detection and Removal in Photographs. // *Journal of Mathematical Imaging and Vision*. 2019. T. 61. С. 515–533. DOI: 10.1007/s10851-018-0859-0.
4. Dai Yu., Li Ch., Zhou Sh., Feng R., Loy Ch. Ch. Flare7K: A phenomenological nighttime flare removal dataset // Proceedings of the Thirty-sixth Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track (NeurIPS). 2022. URL: [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2022/file/1909ac72220bf5016b6c93f08b66cf36-Paper-Datasets\\_and\\_Benchmarks.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2022/file/1909ac72220bf5016b6c93f08b66cf36-Paper-Datasets_and_Benchmarks.pdf).
5. Dai Yu., Li Ch., Zhou Sh., Feng R., Luo Yi., Loy Ch. Ch. Flare7K++: Mixing Synthetic and Real Datasets for Nighttime Flare Removal and Beyond // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). Accepted for publication. 2024.
6. Qiao X., Hancke G. P., Lau R. W. H. Light source guided single-image flare removal from unpaired data // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2021. URL: [https://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/papers/Qiao\\_Light\\_Source\\_Guided\\_Single-Image\\_Flare\\_Removal\\_From\\_Unpaired\\_Data\\_ICCV\\_2021\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/papers/Qiao_Light_Source_Guided_Single-Image_Flare_Removal_From_Unpaired_Data_ICCV_2021_paper.pdf).
7. Dai Yu., Luo Yi., Zhou Sh., Li Ch., Loy Ch. Ch. Nighttime smartphone reflective flare removal using optical center symmetry prior // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2023. URL: [https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/supplemental/Dai\\_Nighttime\\_Smartphone\\_Reflective\\_CVPR\\_2023\\_supplemental.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/supplemental/Dai_Nighttime_Smartphone_Reflective_CVPR_2023_supplemental.pdf)
8. Wang Zh., Cun X., Bao J., Zhou W., Liu J., Li H. Uformer: A general u-shaped transformer for image restoration // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2022. URL: [https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Wang\\_Uformer\\_A\\_General\\_U-Shaped\\_Transformer\\_for\\_Image\\_Restoration\\_CVPR\\_2022\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Wang_Uformer_A_General_U-Shaped_Transformer_for_Image_Restoration_CVPR_2022_paper.pdf)
9. Zamir S. W., Arora A., Khan S., Hayat M., Khan F. S., Yang M.-H., Shao L. Multi-stage progressive image restoration // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2021. DOI: 10.1007/978-3-030-58595-2\_30.

10. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. 9 (1). PP. 62-66. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.

## REFERENCES

1. Wu Yi., He Q., Xue T., Garg R., Chen J., Veeraraghavan A., Barron J. T. How to train neural networks for flare removal // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2021. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00224.

2. Chabert F. Automated Lens Flare Removal. 2015. URL: [https://web.stanford.edu/class/ee368/Project\\_Autumn\\_1516/Reports/Chabert.pdf](https://web.stanford.edu/class/ee368/Project_Autumn_1516/Reports/Chabert.pdf).

3. Vitoria P., Ballester C. Automatic Flare Spot Artifact Detection and Removal in Photographs. // Journal of Mathematical Imaging and Vision. 2019. T. 61. C. 515–533. DOI: 10.1007/s10851-018-0859-0.

4. Dai Yu., Li Ch., Zhou Sh., Feng R., Loy Ch. Ch. Flare7K: A phenomenological nighttime flare removal dataset // Proceedings of the Thirty-sixth Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track (NeurIPS). 2022. URL: [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2022/file/1909ac72220bf5016b6c93f08b66cf36-Paper-Datasets\\_and\\_Benchmarks.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2022/file/1909ac72220bf5016b6c93f08b66cf36-Paper-Datasets_and_Benchmarks.pdf).

5. Dai Yu., Li Ch., Zhou Sh., Feng R., Luo Yi., Loy Ch. Ch. Flare7K++: Mixing Synthetic and Real Datasets for Nighttime Flare Removal and Beyond // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). Accepted for publication. 2024.

6. Qiao X., Hancke G. P., Lau R. W. H. Light source guided single-image flare removal from unpaired data // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). 2021. URL: [https://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/papers/Qiao\\_Light\\_Source\\_Guided\\_Single-Image\\_Flare\\_Removal\\_From\\_Unpaired\\_Data\\_ICCV\\_2021\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/ICCV2021/papers/Qiao_Light_Source_Guided_Single-Image_Flare_Removal_From_Unpaired_Data_ICCV_2021_paper.pdf).

7. Dai Yu., Luo Yi., Zhou Sh., Li Ch., Loy Ch. Ch. Nighttime smartphone reflective flare removal using optical center symmetry prior // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2023. URL: [https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/supplemental/Dai\\_Nighttime\\_Smartphone\\_Reflective\\_CVPR\\_2023\\_supplemental.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/supplemental/Dai_Nighttime_Smartphone_Reflective_CVPR_2023_supplemental.pdf).

8. Wang Zh., Cun X., Bao J., Zhou W., Liu J., Li H. Uformer: A general u-shaped transformer for image restoration // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2022. URL: [https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Wang\\_Uformer\\_A\\_General\\_U-Shaped\\_Transformer\\_for\\_Image\\_Restoration\\_CVPR\\_2022\\_paper.pdf](https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2022/papers/Wang_Uformer_A_General_U-Shaped_Transformer_for_Image_Restoration_CVPR_2022_paper.pdf).

9. Zamir S. W., Arora A., Khan S., Hayat M., Khan F. S., Yang M.-H., Shao L. Multi-stage progressive image restoration // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2021. DOI: 10.1007/978-3-030-58595-2\_30.

10. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. 9 (1). PP. 62-66. DOI: doi:10.1109/TSMC.1979.4310076.

**СТАТТЯ НАДІЙШЛА ДО РЕДАКЦІЇ 03.06.2024**