

МЕТОД УСУНЕННЯ ТІНІ НА ЗОБРАЖЕННІ З ВИКОРИСТАННЯМ СИМЕТРИЧНОГО РЕТИНЕКСУ

Р. А. Воробель¹, О. Р. Берегуляк¹, І. Б. Івасенко^{1,2}

¹ Фізико-механічний інститут ім. Г. В. Карпенка
Національної академії наук України, Львів;

² Національний університет “Львівська політехніка”

E-mail: roman.vorobel@gmail.com, olena.berehulyak@gmail.com,
ivasko.irynd@gmail.com

Автоматизовані системи розпізнавання об'єктів на складному фоні вимагають якісних зображень аналізованих сцен з високою роздільною здатністю. І тут важливим елементом під час реєстрації таких зображень є природні умови сцени, які можуть характеризуватися надмірною освітленістю від точкових джерел, що спричиняє затінення. Водночас у задачах розпізнавання рухомих об'єктів тіні на зображенні сприяють злиттю цих об'єктів, а відтак ускладнюють їх розпізнавання. Тому розв'язок задачі усунення тіні на зображенні є постійним предметом досліджень для побудови ефективних і простих в обчислювальному сенсі алгоритмів. Стисло проаналізовано існуючі алгоритми усунення тіні зі зображення. За основу досліджень обрано технологію одномасштабного ретинексу, започатковану Е. Лендом. Новизною розробленого методу є те, що відому технологію модифіковано так, що нормована функція оцінювання подібності значень інтенсивності пікселя та згладженого значення інтенсивності його околу має діагонально симетричний вигляд. Порівняно запропоновану технологію з відомим методом Франкла–МакКена та проілюстровано результатами обробки тестових зображень.

Ключові слова: логарифмічна обробка зображень, усунення тіней, ретинекс метод.

METHOD FOR SHADOW REMOVAL IN IMAGES BASED ON SYMMETRICAL RETINEX

R. A. Vorobel¹, O. R. Berehulyak¹, I. B. Ivaskenko^{1,2}

¹ Karpenko Physico-Mechanical Institute
of the National Academy of Sciences of Ukraine, Lviv;

² Lviv Polytechnic National University, Lviv

Automated object recognition systems on complex background require high-quality, high-resolution images of the analyzed scenes. The natural conditions of the scene are an important factor of image acquisition. It may be characterized by the excessive lighting from point sources, accompanied by the presence of shadows. At the same time, in the tasks of moving objects recognition, the presence of shadows in the image contributes to the merging of these objects and therefore complicates their recognition. Thus, the solution of the problem of shadow removal from images remains a constant subject of research, with the aim of developing computationally simple and effective algorithms. A brief analysis of existing algorithms for removing shadows from images is proposed. The following basic approaches to solving this problem are highlighted: the use of segmentation to highlight shadows; the construction, formation, and solution of variational problems; the use of neural networks, and the use of SSR (Single Scale Retinex) technology. The research is based on SSR technology, which was pioneered by E. Land. The novelty of proposed method is that the normalized function for evaluating the similarity of pixel intensity values and the smoothed value of its neighborhood has a symmetrical shape relative to its center. A comparison of the proposed technology with one described by McCann was carried out and illustrated with the results of test image processing. Thanks to the symmetry of the proposed method, better shadow removal is achieved in areas with high intensity values. The development

© Р. А. Воробель, О. Р. Берегуляк, І. Б. Івасенко, 2025

of this symmetric approach in the context of Multi Scale Retinex development may be the subject of further research.

Keywords: *logarithmic image processing, shadow removal, Retinex method.*

Вступ. На сьогодні системи комп'ютерного зору щораз то більше стають важливими складовими різних базових вузлів автоматизації задач вдосконалення управління автомобілями, на виробництві та побуті. На зображеннях аналізованих сцен бажано забрати зайві елементи та об'єкти, тому тіні та затінення на них суттєво ускладнюють роботу алгоритмів комп'ютерного зору. Вони виглядають як особливості поверхні, хоча насправді спричинені взаємодією між світлом та об'єктами. Так, у системах аналізу дорожнього руху та спостереження [1, 2] під час ідентифікації рухомих об'єктів за наявності затіненень виникають ситуації, які можуть спричинити їх злиття через незадовільну сегментацію. Тому важливо вміти визначати як області тіні, так і об'єкти переднього чи дальнього плану. Виявляють тіні також для визначення геометричних розмірів об'єктів, які затіняють, технологією, яку називають "shape from shadow" (форма з тіні) [3]. З іншого боку, існує багато ситуацій, коли виникають розпливчасті тіні, ті, які не мають чітких меж і зазвичай мають поступово змінену інтенсивність. Такі тіні можна видалити, відокремивши освітлення з невеликим градієнтом від відбиття; це класична задача, яку називають ретинекс. Саме розвитку теорії одномасштабного ретинексу в напрямку забезпечення симетричності функції оцінювання подібності значень інтенсивності пікселя та згладженого значення інтенсивності його околу присвячене це дослідження.

Сучасний стан вирівнювання освітленості зображення. Порівняльний аналіз методів на основі теорії ретинексу та інших сучасних методів поліпшення якості зображень, отриманих за слабого освітлення, виконаний у праці [4]. Критеріями порівняння алгоритмів слугували їх робастність та швидкодія. Досліджували дев'ять різноманітних баз даних зображень, які охоплюють зображення, отримані за різних умов освітлення та з різним контентом. Ефективність оцінювали за допомогою різних метрик, також запропонували зведену систему рангування методів. У результаті зробили висновок, що п'ять з десяти найкращих методів розроблені на основі теорії ретинекс.

У праці [5] теорія ретинексу застосована до розв'язку задачі відокремлення освітлення від відбиття на заданому зображенні завдяки чому компенсується неоднорідність освітлення. У ній запропонували варіаційну модель, яка об'єднує попередні методи і припускає просторову гладкість поля освітлення. Крім того, знання обмеженого динамічного діапазону відбиття використовують як обмеження під час відновлення. Також враховано штрафний доданок, який використовує апіорні відомості про природу зображення відбиття. Запропоноване формулювання використовує байєсівський погляд на задачу оцінювання, що призводить до алгебричного члена регуляризації, який сприяє кращому обумовленню задачі реконструкції. На основі запропонованої варіаційної моделі показано, що задачу оцінювання освітлення можна сформулювати як задачу оптимізації квадратичного програмування. Побудовано ефективний алгоритм з кількома роздільними здатностями. Він використовує просторову кореляцію в зображеннях відбиття та освітлення. Застосування алгоритму до зображень різних кольорів дає добрі результати. На основі отриманого [5] методу у праці [6] цю оптимізаційну задачу застосовано для детальнішого аналізу тіней та напівтіней, які виділяли пороговим методом через аналіз контрасту між складовими кольорового зображення. Завдяки цьому досягнуто ефективного згладження видимих країв тіней та напівтіней, що в цілому поліпшує якість зображення. Однак недоліком методу залишається його обчислювальна складність.

Звернуто увагу [7], що зображення, отримані в умовах недостатнього освітлення, зазвичай досить зашумлені і запропоновано робастний алгоритм на основі ретинексу, що не лише вирівнює освітленість, а й зменшує вплив шуму. Побудовано нову оптимізаційну функцію, яка враховує карту шуму вхідного зображення. Для розв'язання оптимізаційної задачі застосовано метод мінімізації з чергуванням напрямків ADM (Alternating Direction Minimization Technique). Переваги розробленого методу продемонстровано на слабо освітлених зображеннях та порівняно з іншими методами.

Для видалення тіней зі зображень запропонована також згорткова нейронна мережа глибинного навчання типу End-To-End [8]. Мережа складається здебільшого з двох мережевих моделей: кодера-декодера (прогнозує коефіцієнт масштабу тіні) та невеликої мережі вдосконалення (для отримання чіткішої інформації про краї). На основі експериментальних результатів показано переваги запропонованого алгоритму як в якісних, так і кількісних оцінках усунення тіней. Детальний порівняльний аналіз методів видалення тіней з зображень на основі штучних нейронних мереж наведено в праці [9]. Описано останні розробки в цій галузі, які насамперед базуються на використанні глибинного навчання зі застосуванням різноманітних стратегій навчання, архітектури мереж, функції втрат та навчальні дані. Наведено коло задач для подальшого дослідження та розвитку, зокрема поліпшення узагальнення до реальних випадків, інтерактивне видалення тіней, введення неререферентних метрик оцінювання тощо.

Враховуючи актуальність задачі усунення тіней на зображенні та беручи до уваги описані в літературі методи, мета роботи – розробити метод усунення тіні на зображенні зі застосуванням симетричного ретинекс підходу.

Симетричний ретинекс. Одним з потужних методів поліпшення якості зображень є ретинекс, запропонований Е. Лендом [10]. Його ідея базується на моделюванні інтенсивності пікселя через добуток низькочастотної складової, якою є освітленість об'єкта, та високочастотної, якою є відбиваюча здатність поверхні. Тобто, в цілому, цей опис можемо подати так:

$$L(i, j) = \bar{L}(i, j) \cdot V(i, j), \quad (1)$$

де $\bar{L}$ – це освітленість, а V – відбиваюча здатність.

З виразу (1) отримуємо:

$$V(i, j) = \frac{L(i, j)}{\bar{L}(i, j)}. \quad (2)$$

При цьому зауважимо, що $\bar{L}(i, j)$ як низькочастотну складову моделюємо згорткою вхідного сигналу $L(i, j)$ з низькочастотним фільтром $F(i, j)$, тобто вираз (2) можемо записати у вигляді

$$V(i, j) = \frac{L(i, j)}{L(i, j) * F(i, j)} \equiv \frac{L(i, j)}{\bar{L}(i, j)}, \quad (3)$$

де знак $*$ означає згортку.

Ленд запропонував остаточний результат обчислювати логарифмуванням виразу (3):

$$G(i, j) = \ln \frac{L(i, j)}{L(i, j) * F(i, j)} \equiv \ln \frac{L(i, j)}{\bar{L}(i, j)}. \quad (4)$$

Однак такий підхід не забезпечує однакового результату за опрацювання еталонного зображення та інверсії інвертованого еталонного зображення. Саме для усунення такого недоліку розроблено симетричний підхід.

Розвиваючи теорію логарифмічної обробки зображень [11–13], зокрема балансних алгебричних структур, вперше встановили, що вирази (1) та (2) репрезентують інверсію операції віднімання в алгебричній структурі [14]. Це означає, що можна побудувати низку виразів для обчислення співвідношення двох складових у відповідній балансній алгебричній структурі логарифмічного типу. Для прикладу, вибрали балансну алгебричну структуру [14], елементи якої задані на проміжку $E = (-1, 1)$. При цьому операцію додавання описуємо виразом

$$a_1 \langle + \rangle a_2 = \frac{a_1 + a_2}{1 + a_1 \cdot a_2}, \quad \forall a_1, a_2 \in E, \quad (5)$$

а віднімання

$$a_1 \langle - \rangle a_2 = \frac{a_1 - a_2}{1 - a_1 \cdot a_2}, \quad \forall a_1, a_2 \in E. \quad (6)$$

Щоб побудувати базову функцію, яка реалізує аналогічну операцію віднімання, але не на проміжку $(-1, 1)$, а на проміжку $(0, 1)$, змодифікуємо формулу (6) так:

$$x \langle - \rangle y = \frac{2|x - y|}{1 - (2x - 1) \cdot (2y - 1)}, \quad \forall x, y \in (0, 1). \quad (7)$$

Для побудови співвідношення аргументів x та y формуємо інверсну до виразу (7) функцію

$$z_1(x, y) = 1 - \frac{2|x - y|}{1 - (2x - 1) \cdot (2y - 1)}. \quad (8)$$

Далі логарифмуємо отриманий результат (8), ідучи за методикою Ленда

$$z_2(x, y) = \ln \left[1 - \frac{2|x - y|}{1 - (2x - 1) \cdot (2y - 1)} \right], \quad (9)$$

та враховуємо знак різниці

$$h(x, y) = \text{sign}(x - y) |z_2| = \text{sign}(x - y) \left| \ln \left(1 - \frac{2|x - y|}{1 - (2x - 1) \cdot (2y - 1)} \right) \right|. \quad (10)$$

Для порівняння на рис. 1а подано вид функції базового співвідношення (2) у класичному ретинексі Е. Ленда, а на рис. 1б – для розробленого у цій роботі симетричного ретинексу (10).

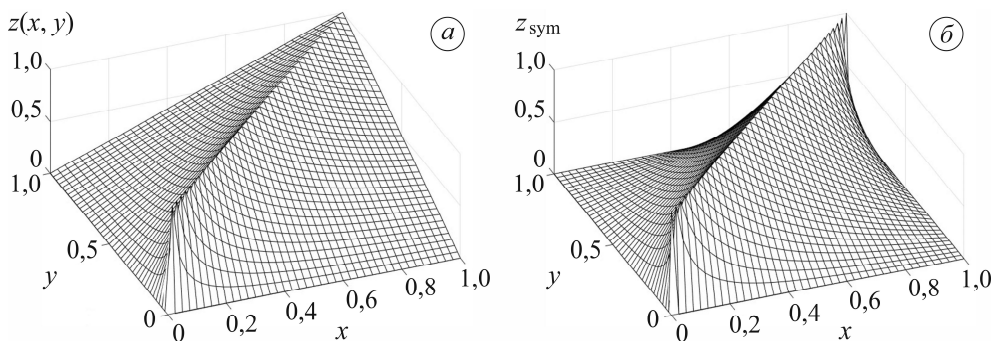


Рис. 1. Вид базової функції класичного ретинексу (а) та симетричного (б).

Експериментальні результати. Наведемо приклад застосування розробленого методу на основі симетричного ретинексу до реального зображення тестового зразка з пошкодженнями ржавінням та відлущенням фарбового покриття. Реєстрували зображення в умовах нерівномірного освітлення, що спричинило затінення ділянок. Зазначимо, що в отриманому виразі балансної алгебричної структури (10) змінним x та y відповідають величини L та $\bar{L}$.

На рис. 2а наведено вхідне зображення, на рис. 2б – результат застосування до вхідного зображення класичного ретинекс методу Франкла–МакКена [15], на рис. 2в – запропонованого методу на основі симетричного ретинексу (10).

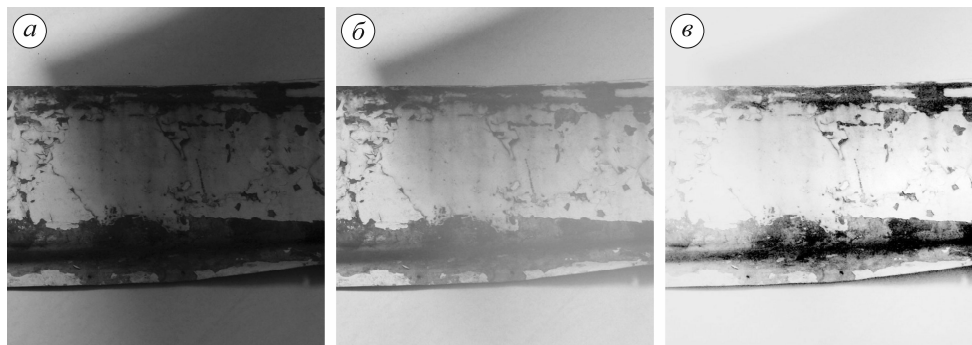


Рис. 2. Зображення зразка з пошкодженнями, зафіксоване за наявності тіні (а), результат обробки вхідного зображення методом Франкла–МакКена (б) та запропонованим методом (в).

Як бачимо, запропонований метод ліпше усуває тінь, порівняно з класичним, водночас залишає ділянки, де була тінь, висококонтрастними.

У таблиці для числового порівняння результатів обробки вхідного зображення відомим та запропонованим методами наведено інтегральну кількісну оцінку якості зображень Q [16]. Вона є безреферентною та враховує чотири характеристики монохромного зображення: відхилення узагальненого абсолютного контрасту від його середнього значення KC , рівень адаптації зорової системи за яскравістю LQ , повноту використання рівнів сірого KQ та різкість зображення RQ .

Інтегральна оцінка якості зображень

Тип зображення	Q	KC	LQ	KQ	RQ
Вхідне зображення (рис. 2а)	2,463	0,828	0,607	0,601	0,082
Оброблене методом Франкла–МакКена (рис. 2б)	0,951	0,719	0,685	0,444	0,044
Оброблене запропонованим методом (рис. 2в)	3,558	0,770	0,385	0,380	0,316

Як видно з таблиці, за інтегральною оцінкою якості запропонований метод на основі симетричного підходу переважає відомий метод Франкла–МакКена. Слід зазначити, що він має кращі показники оцінки відхилення узагальненого абсолютного контрасту від його середнього значення KC та різкості RQ . Водночас метод Франкла–МакКена має ліпшу адаптацію за яскравістю LQ та повноту використання рівнів сірого KQ . Зазначимо, що запропонований метод надмірно висвітлює світлі ділянки, які не були затінені. Усунення цього недоліку може бути предметом подальших досліджень. Також цікавим напрямом наукових пошуків є розвиток симетричного підходу в контексті вдосконалення кратномасштабного ретинексу MSR (Multi Scale Retinex).

ВИСНОВКИ

Розглянуто задачу усунення тіней зі зображень для підвищення достовірності та полегшення їх подальшої обробки. Розроблено метод на основі одномасш-

табного ретинексу, який базується на симетричності нормованої функції оцінювання подібності значень інтенсивності пікселя та згладженого значення інтенсивності його околу. Наведено результати застосування методу Франкла–МакКена та пропонуваного методу до реального зображення тестового зразка з пошкодженнями ржавінням та відлущенням фарбового покриття. Завдяки симетричності пропонуваного методу досягнуто кращого усунення тіней на ділянках з високими значеннями інтенсивностей з одночасним збереженням високонтрастності цих ділянок.

1. Dorrani, Z.; Farsi, H.; Mohamadzadeh, S. Shadow Removal in Vehicle Detection Using ResUNet-a. *Iranian Journal of Energy and Environment* **2023**, *14*, 87–95. <https://doi.org/10.5829/IJEE.2023.14.01.11>
2. Umair Arif, M.; Farooq, M.U.; Raza, R.H.; Lodhi, Z.U.A.; Hashmi, M.A.R. Comprehensive Review of Vehicle Detection Techniques Under Varying Moving Cast Shadow Conditions Using Computer Vision and Deep Learning. *IEEE Access*. **2022**, *10*, 104863–104886. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3208568>
3. Karnieli, A.; Fried, O.; Hel-Or, Y. DeepShadow: Neural Shape from Shadow. In: Avidan, S., Brostow, G., Cisse, M., Farinella, G.M., Hassner, T. (eds) *Computer Vision – ECCV 2022. Lecture Notes in Computer Science*, 13662. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-20086-1_24
4. Rasheed, M.T.; Guo, G.; Shi, D.; Khan, H.; Cheng, X. An Empirical Study on Retinex Methods for Low-Light Image Enhancement. *Remote Sens.* **2022**, *14*, 4608. <https://doi.org/10.3390/rs14184608>
5. Kimmel, R.; Elad, M.; Shaked, D.; Keshet, R.; Sobel, I. A variational framework for retinex. *International Journal of Computer Vision* **2003**, *52* (1), 7–23. <https://doi.org/10.1023/A:1022314423998>
6. Sun, J.; Tian, J.; Du, Y.; Tang, Y. Retinex theory-based shadow detection and removal in single outdoor image. *Industrial Robot: An International Journal* **2009**, *36* (3), 263–269. <https://doi.org/10.1108/01439910910950531>
7. Li, M.; Liu, J.; Yang, W.; Sun, X.; Guo, Z. Structure-revealing low-light image enhancement via robust retinex model. *IEEE Trans Image Process.* **2018**, *27*, 2828–2841. <https://doi.org/10.1109/TIP.2018.2810539>
8. Fan, H.; Han, M.; Li, J. Image Shadow Removal Using End-To-End Deep Convolutional Neural Networks. *Appl. Sci.* **2019**, *9*, 1009. <https://doi.org/10.3390/app9051009>
9. Guo, L.; Wang, C.; Wang, Y.; Yu, Y.; Huang, S.; Yang, W.; Kot, A. C.; Wen, B. Single-Image Shadow Removal Using Deep Learning: A Comprehensive Survey. *ArXiv*. **2024**. <https://arxiv.org/abs/2407.08865>.
10. McCann, J. Retinex at 50: color theory and spatial algorithms, a review. *J. Electron. Imag.* **2017**, *26* (3), 031204. <https://doi.org/10.1117/1.JEI.26.3.031204>
11. Jourlin, M.; Pinoli, J.-C. A Model for Logarithmic Image Processing. *Journal of Microscopy* **1988**, *149* (1), 21–35. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2818.1988.tb04559.x>
12. Patrascu, V.; Buzuloiu, V. A Mathematical Model for Logarithmic Image Processing. *Proceedings of the 5th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics*, Orlando, USA, July 22–25, 2001; *13*, pp 117–122.
13. Berehulyak, O.; Vorobel, R. The Algebraic Model with an Asymmetric Characteristic of Logarithmic Transformation, *Proceedings of the 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, Zbarazh, Ukraine, Sept. 23–26, 2020; pp 119–122. <https://doi.org/10.1109/CSIT49958.2020.9321906>
14. Vorobel, R. *Logarithmic Image Processing*; Naukova Dumka: Kyiv, 2012. (In Ukrainian).
15. Funt, B.; Ciurea F.; McCann J. Retinex in Matlab. *J. Electron. Imag.* **2004**, *13*, 48–57.
16. Vorobel, R.A.; Berehulyak, O.R.; Ivasenko, I.B.; Mandziy, T.S. Local image contrast enhancement based on power model of visual image perception. *Information Extraction and Processing* **2024**, *52* (128), 95–106. <https://doi.org/10.15407/vidbir2024.52.095>

Одержано 15.05.2025

ORCID iDs

Vorobel R.A.  <https://orcid.org/0000-0001-5085-4301>
 Berehulyak O.R.  <https://orcid.org/0000-0002-0428-1458>
 Ivasenko I.B.  <https://orcid.org/0000-0003-3795-9779>