

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-48-14>

УДК 004.932

Недашківський Сергій Миколайович, старший викладач

<https://orcid.org/0000-0002-8222-6905>

ВНЗ «Відкритий Університет розвитку людини Україна», м. Київ, Україна

## КОМПЛЕКСНА МЕТОДИКА ВІДНОВЛЕННЯ ГРАФІЧНИХ ДАНИХ НА ОСНОВІ МОРФОЛОГІЧНИХ АЛГОРИТМІВ

**Недашківський С.М. Комплексна методика відновлення графічних даних на основі морфологічних алгоритмів.** Розглянуто сучасні методи відновлення графічних даних на основі математичного моделювання шумів і оптичних аберацій, визначення порогового значення, застосування морфологічних методів, а також нейромережкових алгоритмів. Вказано на пріоритет таких підходів як побудова математичних моделей статистичного розподілу, оптимізації порогового значення, розробка морфологічних методів відновлення матриці кольорового зображення, застосування вейвлет-перетворення, а також налаштування нейромережкової архітектури автокодувальника і багаторушного автокодувальника. Розроблена методика, що базується на застосуванні програмних алгоритмів обробки матриці зображення, яка включає у себе виділення однорідних областей за допомогою методу зв'язних компонент та подальше відновлення графічних даних через виконання процедур ерозії та дилатації. Побудова системи оцінки ефективності програмних алгоритмів відновлення матриці зображення для автоматизації процесів налаштування та оптимізації системи машинної обробки графічних даних включає у себе поняття цільових функцій та аргументів цільових функцій, а також системних обмежень, що можуть бути сформульовані відповідно поставленому завданню, що дозволило звести задачу налаштування та оптимізації до задачі пошуку екстремумів функції. Цільові функції відновлення матриці зображення програмними алгоритмами включають у себе середню похибку відновлення масиву графічних даних і відповідне значення для допоміжного каналу, а також загальний час виконання набору операцій по відновленню масиву графічних даних. Аргументи цільових функцій при цьому складаються з параметрів примітиву корекції, мінімального допустимого відхилення для кожного кольорового каналу у рамках окремого сегменту і кількості ітерацій що розраховується відповідно поставленого завдання. Вказано, що зазначений підхід може бути адаптовано до колірної схеми відповідно якої представлено графічні дані (динамічний діапазон, наявність допоміжного каналу). При цьому розроблена методика характеризується простим математичним апаратом та мінімальним навантаженням на обчислювальний ресурс.

**Ключові слова:** графічні дані, морфологічні алгоритми, автоматизація, масиви даних.

**Nedashkivskiy S. Comprehensive method for restoring graphic data based on morphological algorithms.** Modern methods of graphic data recovery based on mathematical modeling of noise distribution and optical aberrations, determination of the threshold value, the use of morphological methods, as well as neural network algorithms are considered. The priority of such approaches as development of mathematical models of statistical distribution, optimization of the threshold value, development of morphological methods for recovery of the color image matrix, application of wavelet transformation, as well as adjustment of the neural network architecture of the autoencoder and stacked autoencoder is indicated. A technique has been developed based on the application of software algorithms for processing an image matrix, which includes the selection of homogeneous areas using the method of connected principal and the subsequent restoration of graphic data through the implementation of erosion and dilatation procedures. The development of a system for evaluating the image matrix restoration effectiveness includes the concepts of objective functions and arguments of objective functions, as well as system constraints that can be formulated in accordance with the given task, which made it possible to reduce the task of setting up and optimization to the task of finding extrema of a function. The objective functions of restoring the image matrix by software algorithms include the average error of restoring the array of graphic data and the corresponding value for the auxiliary channel, as well as the total time of performing a set of operations for restoring the array of graphic data. At the same time, the arguments of the objective functions consist of the parameters of the correction primitive, the minimum permissible deviation for each color channel within a separate segment, and the number of iterations calculated accordingly for the given task. It is indicated that this approach can be adapted to the color scheme, according to which graphical data are presented (dynamic range, presence of an auxiliary channel). At the same time, the developed technique is characterized by a simple mathematical apparatus and a minimum load on the computing resource.

**Keywords:** graphic data, morphological algorithms, automation, data arrays.

**Вступ.** Широке впровадження алгоритмів автоматизації при роботі з мережевими інформаційними ресурсами та необхідність обробки великих масивів графічних даних, що пов'язано зі вдосконаленням і активним розповсюдженням засобів фото- і відеореєстрації [1-3], призвела до росту актуальності завдання оптимізації методів машинного аналізу, а також відновлення матриці зображення. У зв'язку з потребою застосування відповідних програмних алгоритмів на апаратних платформах з обмеженим обчислювальним ресурсом за умов варіювання об'єму вхідних даних у широких межах важливо розробити найбільш простий математичний апарат, що дозволить найбільшою мірою знизити навантаження на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи машинного аналізу при збереженні актуального рівня показників ефективності машинної обробки.

Аналіз сучасних досліджень *і публікацій* присвячених проблемам розробки методів машинного аналізу графічних даних вказує на широкий набір підходів, зокрема таких як побудова математичних моделей статистичного розподілу шуму [4-7] та оптичних аберацій [8], визначення оптимального порогового значення [9], застосування морфологічних методів відновлення матриці зображення [10-12], застосування вейвлет-перетворення [13, 16], а також налаштування нейромережових алгоритмів, де найбільш очевидної архітектурою є схема автокодувальника і багаторуного автокодувальника [14, 15].

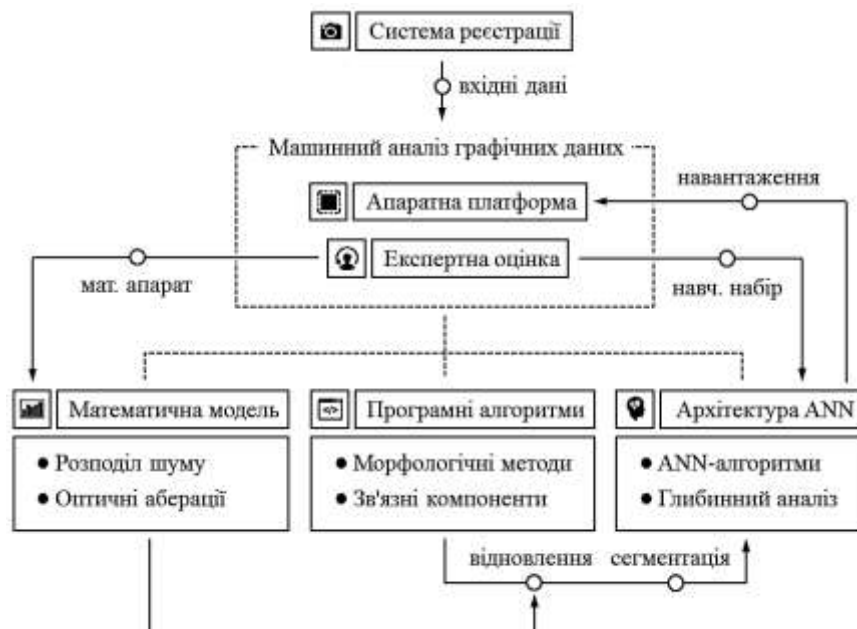


Рис. 1. Класифікація і визначення особливостей методів машинного аналізу та обробки графічних даних

Таким чином, у рамках даної роботи пропонується провести наступне поділення методів машинного аналізу графічних даних та відновлення зображення (рис. 1):

1. програмні алгоритми обробки зображення відповідно оцінки розміру структурних елементів візуальних об'єктів, що можуть базуватись на морфологічних операторах, визначенні адаптивного порогового значення та програмних алгоритмах сегментації;
2. програмні алгоритми відновлення зображення відповідно математичної моделі статистичного розподілу шуму та математичної моделі спотворення зображення в залежності від наявних оптичних аберацій, що зумовлює розробку складного математичного апарату та його налаштування відповідно системи фото- і відеореєстрації, а також конкретних умов зйомки;
3. нейромережові методи відновлення та аналізу зображення, що дозволяють не тільки відновити і сегментувати зображення, але й ефективно виділити візуальні об'єкти і їх властивості, та при цьому характеризуються високим рівнем навантаження на обчислювальний ресурс, великою затримкою при обробці даних та необхідністю підготовки навчального набору і навчання нейромережової архітектури.

Переваги першої групи методів полягають у наявності простої та універсальної математичної моделі, мінімальному навантаженні на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи машинного аналізу та широкому інструментарії по роботі з графічними даними, що може бути використано на етапі попередньої обробки зображення з метою збільшення ефективності нейромережового аналізу (рис. 1). Тим не менш, слід зазначити, що наявні підходи програмної обробки графічних даних показують рівень ефективності, що є недостатнім, що значним чином пов'язано з необхідністю адаптації методів до колірної схеми відповідно до якої представлено графічні дані, що розглядається як *невирішена частина загального дослідження*.

Таким чином, **метою дослідження** стала побудова методології програмної обробки графічних даних адаптованої до колірної схеми зображення з системою налаштування і

оптимізації відповідно оцінки навантаження на обчислювальний ресурс і затримки при обробці даних.

### 1. Адаптація морфологічних методів обробки графічних даних до колірної схеми представлення зображення

Для розробки системи оцінки ефективності відновлення матриці зображення програмними методами необхідно ввести поняття масиву графічних даних, що подані у цифровій формі відповідно до роздільної здатності, динамічного діапазону та колірної схеми. Представимо масив графічних даних через набір  $\mathbf{G}: \{\mathbf{G}_n\}$ , де  $n \in [1; N]$  відповідає номеру зображення. Кожне окреме зображення характеризується роздільною здатністю  $X_n \times Y_n$ , та набором колірних каналів  $k \in [1; K]$ , а отже матриця зображення може бути представлена через набір двовимірних матриць  $G_n^k: \{g_n^k(x, y)\}$ , де  $x \in [1; X_n]$  і  $y \in [1; Y_n]$ . Кожен елемент матриці зображення  $g_n^k(x, y)$  визначається у обмеженому діапазоні відповідно мінімального і максимального значення яскравості колірного каналу  $g_n^k(x, y) \in [G_{min}; G_{max}]$  з мінімальним кроком  $\Delta G$ , при цьому на основі зазначених величин визначається динамічний діапазон колірного каналу  $DR$  (Dynamic Range):

$$DR = \frac{G_{max} - G_{min}}{\Delta G}, \text{ де } \Delta G = \min_{x \in [1; X_n], y \in [1; Y_n]} (g_n^k(x, y) - g_n^k(x', y')) \quad (1)$$

На основі вказаної моделі подання масиву графічних даних можна визначити середній показник похибки для процедури відновлення даних. Якщо контрольний набір зображень представити як  $\mathbb{G}_n^k: \{g_n^k(x, y)\}$ , то середня похибка відновлення масиву графічних даних складатиме:

$$\delta \bar{G} = \frac{\sum_{n=1}^N \left( \sum_{k=1}^K \left( \frac{\sum_{x,y=1}^{X_n, Y_n} |g_n^k(x, y) - \hat{g}_n^k(x, y)|}{X_n \cdot Y_n} \right) \right)}{N \cdot K} \quad (2)$$

Слід зазначити що поза набору основних каналів колірна схема може включати додатковий канал  $k = K + 1$ , що визначає рівень прозорості, для якого показник динамічного діапазону може відрізнятися, тобто  $G_{min}^+ \neq G_{min}$ ,  $G_{max}^+ \neq G_{max}$ ,  $\Delta G^+ \neq \Delta G$ , а отже  $DR^+ \neq DR$ . Відповідно до цього вираховується значення  $\delta \bar{G}^+$ , що виступає додатковим показником на етапі оцінки ефективності відновлення графічних даних:

$$\delta \bar{G}^+ = \frac{\sum_{n=1}^N \left( \frac{\sum_{x,y=1}^{X_n, Y_n} |g_n^{K+1}(x, y) - \hat{g}_n^{K+1}(x, y)|}{X_n \cdot Y_n} \right)}{N} \quad (3)$$

В залежності від постановки завдання показники  $\delta \bar{G}$  та  $\delta \bar{G}^+$  можуть бути об'єднані, або використовуватись окремо при оцінці ефективності відновлення графічних даних.

Таким чином, застосування морфологічних методів обробки матриці зображення проводиться відповідно основних та додаткового колірних каналів. Матриця зображення  $\mathbf{G}_n$  поділяється на області відповідно наявних показників  $g_n^k(x, y)$  через аналіз кожного з каналів  $k \in [1; K + 1]$  колірної схеми, відповідні сегменти обробляються як монохромні зображення. Після відновлення їх елементам  $g_n^k(x, y)$  повертаються усереднені показники яскравості відповідно кожного з колірних каналів, а також відповідний показник прозорості.

### 2. Розробка програмних алгоритмів відновлення матриці зображення

Як було зазначено вище, для застосування морфологічних операторів по відношенню до набору базових елементів вхідного масиву графічних даних, матриця зображення має бути поділена на області, що відповідає процедурі сегментації зображення. Навантаження на обчислювальний ресурс для відповідної процедури залежить від роздільної здатності матриці зображення  $X_n \times Y_n$  та мінімального допустимого відхилення для кожного колірного каналу  $\Delta G_S \in [\Delta G; (G_{max} - G_{min})/2]$ , відповідно до якого зображення поділяється на області. При  $\Delta G_S \rightarrow \Delta G$  кількість сегментів максимально зростає, що призводить до ускладнення задачі обробки, надмірного навантаження і, відповідно, затримки при машинному аналізі даних, а при  $\Delta G_S \rightarrow$

$(G_{max} - G_{min})/2$  ефективність сегментації і подальшого відновлення зображення для більшості задач буде недостатньою. Для додаткового каналу вводиться окреме значення  $\Delta G_S^+ \in [\Delta G^+; (G_{max}^+ - G_{min}^+)/2]$ .

На етапі пошуку зв'язних компонент (Principal Component Analysis, PCA-процедура) має бути проведена необхідна кількість ітерацій у результаті чого для всіх базових елементів зображення визначається належність до набору базових елементів сегменту (матриця  $S_i$ ) або до двох наборів одночасно (матриці  $S_i$  і  $S'_i$ ). Перший сегмент  $S_1$  на основі PCA-процедури визначається для базового елементу зображення  $g_n(X_n/2, Y_n/2)$ . Наступні вісім сегментів визначаються для базових елементів, що входять у такі три групи:  $g_n(X_n/2, Y_n/2 \mp Y_n/4)$ ,  $g_n(X_n/2 \mp X_n/4, Y_n/2)$  та  $g_n(X_n/2 \mp X_n/4, Y_n/2 \mp Y_n/4)$ . Таким чином, можна визначити загальний алгоритм пошуку центральних елементів наступних груп  $S_i$  на кожній з ітерацій  $i \in [1; I]$ :

$$g(x_{i+1}, y_{i+1}): \begin{cases} g\left(x_i \mp \frac{x_i}{2 \cdot 9^{i-1}}, y_i \mp \frac{y_i}{2 \cdot 9^{i-1}}\right) \\ g\left(x_i, y_i \mp \frac{y_i}{2 \cdot 9^{i-1}}\right) \\ g\left(x_i \mp \frac{x_i}{2 \cdot 9^{i-1}}, y_i\right) \end{cases}, \text{ для } \forall i \in [1; I]. \quad (4)$$

На певній ітерації  $I$  проведення PCA-процедури кожен елемент матриці зображення  $g_n(x, y)$  до одного сегменту (матриця  $S_i$ ) чи двох сегментів одночасно (матриці  $S_i$  і  $S'_i$ ). Елементи, що є спільними для двох матриць алгоритм включає у одну матрицю, і, таким чином, всі сегменти поділяються на групу матриць  $\{S_i^+\}$ , що включає у себе надмірну кількість елементів, та групу елементів  $\{S_i^-\}$ , що має розриви у структурі. Слід окремо зазначити, що кожний сегмент представляється як монохромний (значення яскравості для кожного з кольорних каналів та додаткового каналу при цьому усереднюються), а отже до сегментів можна застосувати морфологічні методи відновлення зображення, представленого у бінарній формі [16-19]. По відношенню до матриць сегментів зображення  $\{S_i^-\}$  застосовується процедура дилатації (Dilation Morphological Operation, DM-алгоритм), що дозволяє перекрити розриви у структурі сегменту. При цьому будується примітив корекції (матриця  $P(x, y)$ , де  $x \in [1; X_p]$  і  $y \in [1; Y_p]$ ) від форми та розміру якого залежить ефективність обробки зображення (відповідно до структури зображення), і використовується логічний оператор антиеквівалентності  $S_i \oplus P$ . В результаті дилатації матриця сегменту зображення  $S_i$  по множині примітиву корекції  $P$ , представлятиме собою множину всіх переміщень по координатам  $(x, y)$  для яких зазначені множини збігаються принаймні для одного елементу. Процедура ерозії (Erosion Morphological Operation, EM-алгоритм), у свою чергу, використовується для видалення зайвих елементів набору матриць сегментів зображення  $\{S_i^+\}$ . На рівні математичного опису EM-алгоритм включає у себе застосування процедури сканування матриці  $S_i$  примітивом корекції  $P$  для всіх переміщень по координатам  $(x, y)$ , при зсуві у напрямку яких множина елементів матриці  $P$  повністю міститься у матриці  $S_i$ . Виконання EM-алгоритму завжди передує застосуванню DM-алгоритму, що необхідно для відновлення початкової форми сегментів, границі яких спотворюються внаслідок ерозії. Аналогічним чином виконання DM-алгоритму завжди передує застосуванню EM-алгоритму, що є необхідним для нівелювання ефекту розширення сегменту зображення внаслідок дилатації.

### 3. Оптимізація програмних алгоритмів відновлення матриці зображення

Для створення системи оцінки ефективності програмних алгоритмів відновлення матриці зображення, що є необхідною для автоматизації процесів налаштування та оптимізації системи машинної обробки графічних даних, необхідно ввести поняття цільових функцій та аргументів цільових функцій, а також системних обмежень, що можуть бути сформульовані відповідно поставленому завданню. Таким чином задачу налаштування та оптимізації можна звести до задачі пошуку глобальних екстремумів цільових функцій.

Цільові функції комплексної методики відновлення матриці зображення програмними алгоритмами у загальному випадку включають у себе наступний набір:

- середня похибка відновлення масиву графічних даних  $\delta\bar{G}$ , а також відповідне значення для допоміжного каналу  $\delta\bar{G}^+$ , через визначення глобального мінімуму яких може бути отримана максимальна точність відновлення зображення;
- загальний час виконання набору операцій по відновленню масиву графічних даних  $T_{\Sigma}$ , через визначення глобального мінімуму якого може бути отримана максимальна швидкість відновлення зображення.

Аргументи цільових функцій відновлення матриці зображення програмними алгоритмами відповідно представлені у рамках даного дослідження методики, у свою чергу, складаються з наступного набору показників:

- примітив корекції, представлений у вигляді матриці  $P(x, y)$ , де  $x \in [1; X_p]$  і  $y \in [1; Y_p]$ ;
- мінімальне допустиме відхилення для кожного колірного каналу у рамках окремого сегменту  $\Delta G_S$  та відповідне значення  $\Delta G_S^+$  для допоміжного каналу;
- кількість ітерацій  $i \in [1; I]$  що розраховується відповідно аргументів цільових функцій та поставленого завдання.



Рис. 2. Базова схема оптимізації програмних алгоритмів відновлення матриці зображення

Нарешті, обмеження визначаються через параметри системи машинного аналізу, мінімальний час затримки при обробці даних та параметри набору графічних даних (кількість зображень  $N$ , роздільна здатність  $X_n \times Y_n$ , кількість колірних каналів  $K$ , а також динамічний діапазон  $DR$  і  $DR^+$ ), як це показано на рис. 2. Таким чином базова схема оптимізації програмних алгоритмів відновлення матриці зображення включає складається з постановки завдання, що вносить обмеження у діапазон визначення цільових функцій та параметри програмних алгоритмів, що формують аргументи цільових функцій. Пошук глобального мінімуму  $\delta\bar{G}$ ,  $\delta\bar{G}^+$  і  $T_{\Sigma}$  надає можливість визначити оптимальні показники параметрів програмних алгоритмів і провести процес налаштування системи машинного аналізу графічних даних.

**Висновки.** В результаті проведеного дослідження було розглянуто методи аналізу та обробки графічних даних на основі математичного моделювання шумів і оптичних аберацій, визначення порогового значення, застосування морфологічних методів а також нейромережових алгоритмів і зокрема нейромережових архітектур глибоко навчання. Вказано на пріоритет застосування у зазначеній галузі морфологічних алгоритмів при належній адаптації до колірної схеми зображення. Була запропонована методика застосування програмних алгоритмів обробки матриці зображення шляхом виділення однорідних областей за допомогою методу зв'язних компонент та відновлення графічних даних через виконання процедур ерозії та дилатації. Зазначений підхід було адаптовано до колірної схеми представлення вхідного масиву графічних даних. В результаті було запропоновано систему оцінки ефективності програмних алгоритмів

відновлення матриці зображення з метою автоматизації процесів налаштування та оптимізації системи машинної обробки графічних даних через пошук глобальних екстремумів цільових функцій. Розроблена методика, що базується на застосуванні програмних алгоритмів обробки матриці зображення, що включає у себе виділення однорідних областей за допомогою методу зв'язних компонент та подальше відновлення графічних даних через виконання процедур ерозії та дилатації. Вказано, що зазначений підхід може бути адаптовано до колірної схеми відповідно якої представлено графічні дані (динамічний діапазон, наявність допоміжного каналу). При цьому розроблена методика характеризується простим математичним апаратом та мінімальним навантаженням на обчислювальний ресурс.

#### References

1. Zou, J., Li, Z., Guo, Z., & Hong, D. (2019). Super-Resolution Reconstruction of Images Based on Microarray Camera. *Computers, Materials & Continua*, 60 (1), 163–177. doi: 10.32604/cmc.2019.05795.
2. Ye, H. Y. H., Gao, Z. G. Z., Qin, Z. Q. Z., & Wang, Q. W. Q. (2013). Near-infrared fundus camera based on polarization switch in stray light elimination. *Chinese Optics Letters*, 11(3), 031702–31705. doi: 10.3788/col201311.031702.
3. Prabhakara, R. S., Wright, C. H. G., & Barrett, S. F. (2012). Motion Detection: A Biomimetic Vision Sensor Versus a CCD Camera Sensor. *IEEE Sensors Journal*, 12(2), 298–307. doi: 10.1109/jsen.2010.2100039.
4. Pankaj, D., Narayanankutty, K., & Govind, D. (2018). *Image Denoising Using Total Variation Wavelet Galerkin Method. Procedia Computer Science*, 143, 481–492. doi:10.1016/j.procs.2018.10.421.
5. Jing, X. J., & Min, Y. (2015). An linearized alternating direction method for total variation image restoration. *The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC)*. doi:10.1109/ccdc.2015.7161803.
6. Lamei, Z., & Sheng, C. (2014). A method for PET image denoising based on total variation minimization. *Advanced Computer Control*. doi:10.2495/icacc130281.
7. Sebe, N. (2001). *Improving visual matching: Similarity noise distribution and optimal metrics*. S.l.: Thesis PhD Computer Science, Leiden University.
8. Mahajan, V. N. (2014). *Aberration theory made simple*. Volume: TT93. SPIE Press. ISBN: 9780819488251.
9. Guruprasad, P. (2020). Overview of different thresholding methods in image processing. Conference: TEQIP Sponsored 3rd National Conference on ETACC. Project: Word image identification for handwritten scripts using data visualization.
10. Pankaj, D., Narayanankutty, K., & Govind, D. (2018). *Image Denoising Using Total Variation Wavelet Galerkin Method. Procedia Computer Science*, 143, 481–492. doi:10.1016/j.procs.2018.10.421.
11. Shih, F.Y. (2017). *Image processing and mathematical morphology: Fundamentals and applications*. CRC Press.
12. Goutsias, J., Vincent, L. M., & Bloomberg, D. S. (2002). *Mathematical morphology and its applications to image and signal processing*. Boston: Kluwer Academic.
13. M., R. J., & Andreadēs, I. (2000). *Special issue Mathematical morphology & nonlinear image processing*. Oxford u.a.: Pergamon.
14. Suzuki, Y., & Ozaki, T. (2017). Stacked Denoising Autoencoder-Based Deep Collaborative Filtering Using the Change of Similarity. *2017 31st International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA)*. doi:10.1109/waina.2017.72.
15. Ye, X., Wang, L., Xing, H., & Huang, L. (2015). Denoising hybrid noises in image with stacked autoencoder. *2015 IEEE International Conference on Information and Automation*. doi:10.1109/icinfa.2015.7279746.
16. Starck, J.-L., Murtagh, F., & Fadili, J. M. (2010). *Sparse image and signal processing: Wavelets, curvelets, morphological diversity*. Cambridge University Press.
17. Guo, H., Ono, N., & Sagayama, S. (2008). A structure-synthesis image inpainting algorithm based on morphological erosion operation. *2008 Congress on Image and Signal Processing*. <https://doi.org/10.1109/cisp.2008.149>.
18. Dougherty, E. R., & Lotufo, R. A. (2003). *Hands-on morphological image processing*. SPIE Optical Engineering Press.
19. Hÿtch Martin, & Hawkes, P. W. (2020). *Morphological image operators*. Academic Press, an imprint of Elsevier.