

## The application of morphological algorithms for the restoration and segmentation of graphic data for the machine vision system

*Kukunin Serhiy \**

Received: 2023-01-03

Accepted: 2023-01-25

DOI: <http://dx.doi.org/10.5281/zenodo.8104222>

**Annotation.** An analysis of current methods of machine analysis of graphic data, used within the organization of the machine vision system and based on both software and neural network algorithms, was carried out. The effectiveness of the application of methods of preprocessing graphic data by software algorithms, which includes the application of image restoration and segmentation operations, is indicated, and provides an opportunity to both reduce the load on the computing resource of the hardware and software platform and reduce the time of machine analysis of streaming data. The peculiarities of the application of morphological methods of image preprocessing, which include the procedures of erosion, dilatation and selection of borders when working with graphic data presented according to the RGB color scheme, are indicated, and a generalization of the specified technique for working with alternative color schemes is carried out. In a similar way, an analysis of the features of the adaptation of the method of determining the image matching in accordance with the color scheme of the representation of graphic data was carried out; it is shown that the mentioned approach in combination with morphological methods can be used both at the stage of pre-processing and at the stage of image segmentation. Also, the complex methodology presented in the study included the application of a threshold algorithm, which consisted of the initial assessment of the threshold value and the accuracy of its calculation, as well as the cyclic performance of the operations of dividing the basic elements of the image into areas with the calculation of the average values of their parameters and the correction of the threshold value. The final stage of segmentation included the application of a watershed algorithm adapted to the color scheme in relation to a set of basic image elements, which includes the expansion of segments through the sequential application of morphological algorithms. According to the research results, the problem of excessive segmentation is effectively solved at this stage through the use of pre-processing and, in particular, the selection of image matching. In this way, a complex methodology for the restoration and segmentation of graphic data was built based on software algorithms, the settings and optimization of which can be carried out in automatic mode according to the target indicators of the efficiency of restoration and segmentation, the ratio of the time of machine analysis in relation to the volume of input data, as well as load on the computing resource.

**Keywords:** image restoration, image segmentation, color scheme, morphological algorithms, determination image matching, adaptive threshold algorithms, watershed algorithm.

---

\* Lead Developer at Easy Health, Inc., ORCID: 0000-0001-5243-495X

## ВСТУП

Сучасні системи машинного зору, що ефективно застосовуються для виконання операцій сегментації зображення, а також виділення і класифікації візуальних об'єктів у рамках машинного аналізу графічних даних, базуються на нейромережових алгоритмах, недоліком яких є значний час виконання та навчання, а також високий рівень навантаження на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи. У зв'язку з цим

можна вказати на значну *актуальність* дослідження методів попередньої обробки (PRIP: Preliminary Image Processing) з метою відновлення матриці зображення, а також попередньої сегментації (PRIS: Preliminary Image Segmentation) матриці зображення програмними алгоритмами, що разом з відповідною корекцією параметрів може значно спростити задачі, що виконуються за допомогою нейромережової архітектури.



**Рис. 1. Схема попередньої обробки матриці зображення з метою збільшення ефективності застосування нейромережових алгоритмів**

Як показано на схемі представлений на рис. 1 застосування програмних алгоритмів може проводитись не послідовно, а циклічно — при цьому на кожному етапі проводиться оцінка ефективності відновлення, попередньої

сегментації та налаштування параметрів зображення відповідно показників, що на математичному рівні виражені у якості наступних цільових функцій:

- ефективність проведення машинного аналізу при сегментації зображення, а також виділенні і класифікації візуальних об'єктів;
- час машинного аналізу по відношенню до загального об'єму вхідних даних;
- навантаження на обчислювальний ресурс (параметри центрального процесору, оперативна пам'ять).

**Аналіз наукових досліджень** присвячених розробці програмних алгоритмів попередньої обробки матриці зображення показав ефективність застосування морфологічних методів попередньої обробки зображення, що включають у себе процедури ерозії, дилатації та виділення границь [1-6]. При об'єднанні у рамках комплексного алгоритму з методом визначення зв'язних компонент матриці зображення [6-10] та визначення глобального або адаптивного порогу [11-15] відповідний підхід може бути ефективно використано як для відновлення, так і для попередньої сегментації матриці зображення. Нарешті можна зазначити, що сегментація відновленого зображення може базуватись на методі водоподілу [16-20], що також включає у себе морфологічні алгоритми, а компенсація надлишкової сегментації через виділення зв'язних компонент зображення. Тим не менш, слід зауважити, що при побудові цілісної методології побудови програмних алгоритмів, що базуються на морфологічних алгоритмах, розрахунку порогового значення, визначення зв'язних компонент та застосуванні методу водоподілу має бути адаптована до колірних схем. На сьогоднішній день зазначені підходи здебільше використовуються для монохромних графічних даних, а також зображень кодованих одним колірним каналом відповідно тонової моделі «Grayscale», у той час як її розширення для адитивних колірних моделей типу RGB та CMYK

потребує значного збільшення навантаження на обчислювальний ресурс, що розглядається як **невирішена частина** загального дослідження.

Таким чином, **метою роботи** стала побудова комплексної методики розробки програмних алгоритмів відновлення та попередньої сегментації матриці зображення, що ефективно адаптуються до колірної схеми у рамках якої представлені графічні дані. Відповідно до підходу методика має включати у себе застосування морфологічних і порогових алгоритмів, визначення зв'язних компонент матриці зображення та сегментації матриці зображення методом водоподілу. При цьому ефективність методики з метою налаштування та оптимізації відповідних алгоритмів базується на розрахунку цільових показників росту продуктивності проведення процедури машинного аналізу на основі нейромережових алгоритмів, часу проведення машинного аналізу по відношенню до загального об'єму вхідних даних та зменшення навантаження на обчислювальний ресурс апаратної платформи.

## РЕЗУЛЬТАТИ

1. *Розробка морфологічних алгоритмів відновлення матриці зображення*

У зв'язку з тим, що типово морфологічні алгоритми застосовуються для роботи з монохромними зображеннями у їх основі лежать логічні оператори представлені як одномісні та двомісні сполучники, що застосовуються по відношенню до бінарних змінних, а також множин двохмірних даних за допомогою якої може бути представлена матриця монохромного зображення. Розглянемо матрицю монохромного зображення  $A: \{a(x, y)\}$  розмірності  $X_A \times Y_A$ , що підлягає попередній обробці, і графічного примітиву  $P: \{p(x, y)\}$  розмірності

$X_p \times Y_p$ , на основі якого відбувається відновлення з застосуванням морфологічних алгоритмів, причому  $X_p \ll X_A$  і  $Y_p \ll Y_A$ , а  $a(x, y) \in \{0; 1\}$  і  $p(x, y) \in \{0; 1\}$  для  $\forall x$  і  $\forall y$ . У такому разі повний набір логічних операторів, необхідних для побудови математичного апарату, що використовується у морфологічних алгоритмах складається зі сполучників заперечення  $\neg a(x, y)$ , диз'юнкції  $a(x, y) \vee p(x, y)$ , кон'юнкції  $a(x, y) \wedge p(x, y)$ , імплікації  $a(x, y) \Rightarrow p(x, y)$ , еквівалентії  $a(x, y) \leftrightarrow p(x, y)$  та антиеквівалентії  $a(x, y) \oplus p(x, y)$ . Для наборів бінарних елементів також застосовується оператор різниці  $A/P$  який визначає елементи матриці  $A$ , які входять у графічний примітив  $P$ , що дозволяє спростити математичний апарат для роботи з наборами бінарних елементів, надавши можливість визначити антиеквіваленцію через диз'юнкцію і кон'юнкцію як  $a(x, y) \oplus p(x, y) = (a(x, y) \vee p(x, y)) / (a(x, y) \wedge p(x, y))$ . На основі зазначених логічних операторів формуються базові процедури морфологічних алгоритмів відновлення графічних даних, як то:

процедура дилатації, що через послідовне застосування оператору антиеквівалентії при скануванні матрицею графічного примітиву матриці зображення для всіх  $x \in [1; X_A]$  і всіх  $y \in [1; Y_A]$  з метою уникнення розривів у структурі зображення;

процедура ерозії, що через послідовне застосування оператору кон'юнкції при скануванні матрицею

графічного примітиву матриці зображення для всіх  $x \in [1; X_A]$  і всіх  $y \in [1; Y_A]$  з метою видалення зображення, розмірність яких є меншою за розмірність структурних елементів зображення, а також подальшим застосуванням процедури дилатації для відновлення границь структурних елементів;

процедури виділення границь структурних складових зображення, що проводиться через виконання операції ерозії матриці зображення  $A$  по графічному примітиву  $P$ , внаслідок чого формується матриця  $A'$  та подальшим визначенням різниці  $A/A'$ .

Розглянемо розширення методики розробки морфологічних алгоритмів для задачі роботи з графічними даними представленими відповідно до адитивної колірної схеми RGB. Представимо матрицю зображення як набір колірних каналів  $\{a_R(x, y); a_G(x, y); a_B(x, y)\}$  і де значення діапазон значень для кожного з колірних каналів визначається відповідно показника динамічного діапазону як  $[0; a_{max}]$ . У рамках дослідження структура матриці зображення складається з набору сегментів параметри які для кожного з колірних каналів є близькими у межах обраного значення  $\Delta A$ . Формування множини базових елементів сегменту проводиться відповідно до початкового елементу  $a(x_0, y_0)$  і може бути формалізовано на математичному рівні через виконання наступної системи рівнянь:

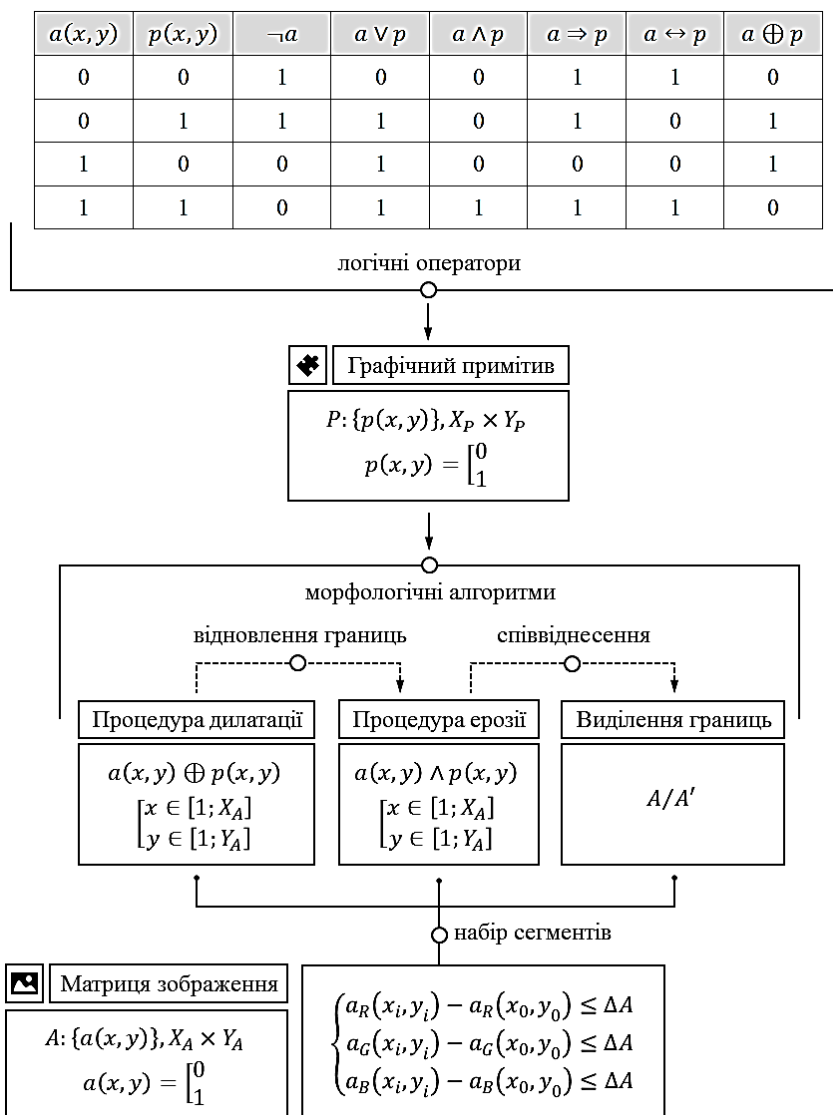
$$\begin{cases} a_R(x_i, y_i) - a_R(x_0, y_0) \leq \Delta A \\ a_G(x_i, y_i) - a_G(x_0, y_0) \leq \Delta A \\ a_B(x_i, y_i) - a_B(x_0, y_0) \leq \Delta A \end{cases} \text{ для } \begin{cases} \forall x_i \in [1; X_A] \\ \forall y_i \in [1; Y_A] \end{cases}. \quad (1)$$

Таким чином матриця зображення поділяється на набір сегментів, кожен з яких може розглядатись як матриця монохромного зображення, відповідно якого застосовуються морфологічні алгоритми (рис. 2). Зазначена схема

може бути розширена для інших адитивних колірних схем, зокрема схеми з додатковими каналами, як то каналом, що визначає прозорість. Характерно, що у даному випадку динамічний діапазон може бути іншим

$[0; a_{max}^*]$ , а відповідно і порогове значення у даному випадку визначається як  $\Delta A^* = \Delta A \cdot a_{max}^*/a_{max}$ . Подальший розвиток зазначеного підходу можливий при застосуванні

порогових методів (алгоритми з глобальним та адаптивним порогом), а також методикою визначення зв'язних компонент, що пропонується розглянути у наступних підрозділах.



**Рис. 2. Схема застосування морфологічних алгоритмів до матриці зображення представленого відповідного адитивної колірної схеми RGB**

2. Застосування методик розрахунку зв'язних компонент і порогового значення при розробці морфологічних алгоритмів

Як можна побачити для визначення структури матриці зображення представленого відповідно до адитивної колірної схеми необхідно об'єднати окремі сегменти, що характеризуються як подібністю параметрів складових елементів, так і відповідним розташуванням, що

дозволяє розглядати їх складовими одного візуального об'єкту. Після цього до об'єднаних об'єктів можна застосувати процедуру дилатації для компенсації розривів, процедуру ерозії — для видалення дефектів, а також визначити границі структурних компонент візуальних об'єктів на основі відповідної процедури. На фундаментальному рівні поняття зв'язності відповідних сегментів матриці зображення визначається на

основі графічного примітиву  $P$ , розмір якого відповідає максимальній дистанції між сегментом  $A_0$  і всіма сегментами  $\{A_n\}$  як підмножинами базових елементів, що на математичному рівні визначається як  $(A_n \oplus P) \wedge A_0$  для всіх  $n \in [1; N]$ . Збільшення розміру графічного примітиву  $P$  надає можливість перейти від аналізу окремих об'єктів, до яких актуально застосувати алгоритми дилатації до групи об'єктів, що включають у себе дефекти зображення, що можуть бути видалені шляхом застосування алгоритмів ерозії.

Представлена у першому розділі схема поділу зображення на сегменти може бути оптимізована через застосування порогових методів, алгоритми на основі яких характеризуються циклічним повторенням операцій для кожного елемента матриці зображення. Модель алгоритму, що пропонується розглянути у рамках даного дослідження базується на виділенні усередненого параметру базового елемента зображення, що дозволяє усереднити значення основних та додаткового колірних каналу  $\bar{a}(x, y) \sim \{a_R(x, y); a_G(x, y); a_B(x, y); a^*(x, y)\}$

. Матриця зображення поділяється на набір сегментів  $\{A_n\}$  відповідно набору порогових значень  $\{a_m^{TH}\}$  де  $m \in [1; M]$ . Слід зазначити, що для алгоритму з глобальним порогом набір значень  $a_m^{TH}$  є константами, а для алгоритму з глобальним порогом — функцією від положення у рамках матриці зображення або відповідно до сегменту визначеного попередньо, як то  $\{a_m^{TH}(x, y)\}$  та  $\{a_m^{TH}(n)\}$ , відповідно. Алгоритм з глобальним порогом може бути формалізовано наступним чином:

Визначення набору порогових значень  $\{a_m^{TH}\}$  з попередньою оцінкою точності  $\Delta a^{TH}$ ;

Відповідно до набору порогових значень  $\{a_m^{TH}\}$  множина базових елементів зображення  $A: \{a_R(x, y); a_G(x, y); a_B(x, y); a^*(x, y)\}$  поділяється на сегменти;

Для кожного з сегментів визначаються середні значення відповідно до яких корегуються порогові значення  $\{a_m^{TH+}\}$ .

Після виконання третього пункту для кожного з порогових значень проводиться співвіднесення  $|a_m^{TH+} - a_m^{TH}|$ :

$$\begin{cases} |a_m^{TH+} - a_m^{TH}| > \Delta a^{TH} & \text{— перехід по пункту "3"} \\ |a_m^{TH+} - a_m^{TH}| \leq \Delta a^{TH} & \text{— завершення роботи} \end{cases} \quad (2)$$

Таким чином, кожен з сегментів поділяється на структурний елемент (множина елементів  $\{a_n^+(i)\}$ , де  $i \in [1; I_+]$ ) та фон (множина елементів  $\{a_n^-(i)\}$  де  $i \in [1; I_-]$ ) і представляється як монохромний елемент зображення. Можна зазначити, що у випадку, коли  $I_+ \gg I_-$  та  $I_+ \ll I_-$  необхідно використовувати алгоритми з адаптивним порогом через модифікацію схеми, представленої вище.

У свою чергу для проведення процедури попередньої сегментації матриці зображення на області, границі яких не містять розривів пропонується

проводити на сонові методу водоподілу. У рамках представленого математичного апарату сегментація набору усереднених параметрів  $\{\bar{a}(x, y)\}$  базується на виділенні максимального та мінімального значення  $\{a_{min}; a_{max}\}$  відповідно наступного алгоритму:

виділення множини елементів  $\{U_n\}$ , для яких  $\bar{a}(x, y) = a_{min}$ , загальна кількість елементів якого складає  $n \in [1; N_U]$ ;

виділення множини елементів  $\{V_n\}$ , для яких  $\bar{a}(x, y) = a_{max}$ , загальна кількість елементів якого складає  $n \in [1; N_V]$ ;

виділення множини елементів  $\{W_n\}$ , для яких  $a_{min} < \bar{a}(x, y) < a_{max}$ , загальна кількість елементів якого складає  $n \in [1; N_W]$ , причому можна зазначити, що  $N_W \gg N_U$ ,  $N_W \gg N_V$  і  $N = N_W + N_U + N_V$ .

Сегментація при цьому відбувається через розширення областей  $\{U_n\}$  і  $\{V_n\}$  через застосування морфологічного алгоритму дилатації до моменту перетину відповідних областей.

### ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження було проаналізовано особливості попередньої обробки та попередньої сегментації матриці зображення програмними алгоритмами, що розглядається як попередній етап машинного аналізу графічних даних на основі нейромережевої архітектури. При цьому у рамках дослідження було розроблено:

- базову схему попередньої обробки матриці зображення програмними алгоритмами з метою збільшення ефективності застосування машинного аналізу на основі нейромережевої архітектури;
  - методик застосування морфологічних алгоритмів до матриці зображення представленого відповідного адитивної колірної схеми RGB, що може бути розширена для схеми з додатковим колірним каналом;
  - методик розробки морфологічних алгоритмів відновлення та попередньої сегментації матриці зображення, що ефективно адаптуються до колірної схеми та включає у себе застосування алгоритмів визначення зв'язних компонент, порогових алгоритмів, а також алгоритмів водоподілу.
6. Das, A. (2015). Morphology-Based Image Processing. *Guide to Signals and Patterns in Image Processing*, 269-298. doi:10.1007/978-3-319-14172-5\_7.
  7. Li, B., & Miao, Z. (2014). Image matching using adapted image models and its application to content-based image retrieval. *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. doi:10.1109/icip.2014.7025630.
  8. Sanguansat, P. (2012). Two-Dimensional Principal Component Analysis and Its Extensions. *Principal Component Analysis*. doi:10.5772/36892.
  9. Obidegwu, D., Chassagne, R., & MacBeth, C. (2015). Seismic assisted history matching using binary image matching. *All Days*. https://doi.org/10.2118/174310-ms
  10. Yu, J., Chen, Y., Li, S., Zhang, H., & Chen, Y. (2022). Secondary matching algorithm: A new heterogeneous image matching algorithm for the UAV image and Satellite Remote Sensing Image. *IGARSS 2022 - 2022*

### References

1. Schmitt, M. (2018). On Two Inverse Problems in Mathematical Morphology. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 151-169. doi:10.1201/9781482277234-5.
2. Vincent, L., & Heijmans, H. (2018). Graph Morphology in Image Analysis. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 170-203. doi:10.1201/9781482277234-6.
3. Roerdink, J. B. (2018). Mathematical Morphology with Noncommutative Symmetry Groups. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 205-254. doi:10.1201/9781482277234-7.
4. Shih, F.Y. Grayscale morphology. (2017). *Image Processing and Mathematical Morphology*, 49-60. https://doi.org/10.1201/9781420089448-7.
5. Bao, L. I.-F., & Li, H.-M. (2020). Study on the morphology of mature ovarian follicles using Image Processing Toolbox. *Research Square*. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-42445/v1

- IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*.  
<https://doi.org/10.1109/igarss46834.2022.9884148>.
11. Hou, J., Tian, J., & Liu, J. (2005). Spatial image filtering based on wavelet thresholding denoising. *MIPPR 2005: Image Analysis Techniques*. doi:10.1117/12.652332.
  12. Seelamantula, C. S., & Blu, T. (2015). Image denoising in multiplicative noise. *2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. doi:10.1109/icip.2015.7351056.
  13. Han, S., & Vasconcelos, N. (2006). Image Compression using Object-Based Regions of Interest. *2006 International Conference on Image Processing*. doi:10.1109/icip.2006.313095.
  14. Zhang, C., Liu, W., & Xing, W. (2018). Color image enhancement based on local spatial homomorphic filtering and gradient domain variance guided image filtering. *Journal of Electronic Imaging*, 27(06), 1. doi:10.1117/1.jei.27.6.063026.
  15. Rajinikanth, V., Raja, N. S., & Dey, N. (2020). Thresholding of Biomedical Images. *A Beginner's Guide to MultiLevel Image Thresholding*, 89–102. <https://doi.org/10.1201/9781003049449-8>.
  16. Farmer, W., Shabestanipour, G., Lamontagne, J., & Vogel, R. (2021). Stochastic watershed models using a logarithmic transformation of ratio residuals. *vEGU21, the 23rd EGU General Assembly*. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu21-517>
  17. Beucher, S., & Meyer, F. (2018). The morphological approach to segmentation: The Watershed Transformation. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 433–481. <https://doi.org/10.1201/9781482277234-12>
  18. Fathin, M. N., Nisha, D. S., & Sathik, D. M. (2018). Comparative study on cancer images using watershed transformation. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development, Volume-2 (Issue-3)*, 2476–2480. <https://doi.org/10.31142/ijtsrd12767>
  19. Ramya, K., & Grace, L. K. (2016). Brain tumor detection based on watershed transformation. *2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*. <https://doi.org/10.1109/iccsp.2016.7754379>
  20. Li, R. (2010). Medical image segmentation based on watershed transformation and rough sets. *2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. <https://doi.org/10.1109/icbbe.2010.5518119>.