

Universal methodology for optimizing the system of recording, processing and machine analysis of graphic data

*Kukunin Serhiy**

Received: 2022-01-15

Accepted: 2023-02-17

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

Annotation. The analysis of modern graphic data processing systems was carried out and the methodological bases for optimizing the visual object recognition procedure were determined. The increase in the efficiency of machine analysis of graphic data using neural network algorithms under the conditions of recovery procedures, setting parameters and preliminary segmentation of the image matrix is noted. A comprehensive technique for automating the processing of graphic data was proposed, which included the stages of image pre-processing based on morphological methods, mathematical models and neural network algorithms, as well as the formation of a training sample for learning neural network algorithms, the selection of visual objects and the definition of neural network architecture and the scheme of learning neural network algorithms. At the same time, it was proposed to restore the image matrix through the construction of a mathematical model of noise distribution and the use of spatial filtering methods, morphological methods of erosion and dilation, which are adapted to work with color images through the inclusion in the algorithm of the method of connective components and threshold methods, as well as neural network architecture autoencoder type. In order to determine the optimal parameters for setting up the neural network architecture, the appropriate mathematical apparatus was formalized at the level of defining the sets of variables characterizing the neurons of the layers of the neural network, the weighting coefficients and the activation function. Similarly, the formalization of the procedure for preparing the training and test sample of learning the neural network algorithm included the determination of the type of objects of the training sample according to the format of their presentation, as well as their preliminary classification. Thus, the developed scheme, based on the definition of target indicators, can be used to evaluate the effectiveness of software and neural network algorithms used for a wide class of tasks on the selection of visual objects. The optimization of the general system of machine analysis is formalized as the task of determining the global extrema of the target functions by changing the parameters characterizing the operation of software and neural network algorithms.

Keywords: graphic data, machine analysis, restoration, spatial filtering, segmentation, visual object, neural network architecture.

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

ВСТУП

Розширення інструментарію по реєстрації і цифровізації великих масивів даних, експоненційний ріст систем передачі даних та впровадження архітектури розподіленої інформаційної системи (DIS: Distributed Information System), а також розширення загального об'єму і збільшення показників

доступності інформаційного сховища, що спостерігається протягом останніх десятиріч, призвели до масштабування і модифікації інфраструктури мережевих сервісів відповідно до росту кількості користувачів та автоматизації функцій контролю і керування [1-5], які, зокрема, базуються на алгоритмах обробки і машинного аналізу (рис. 1).

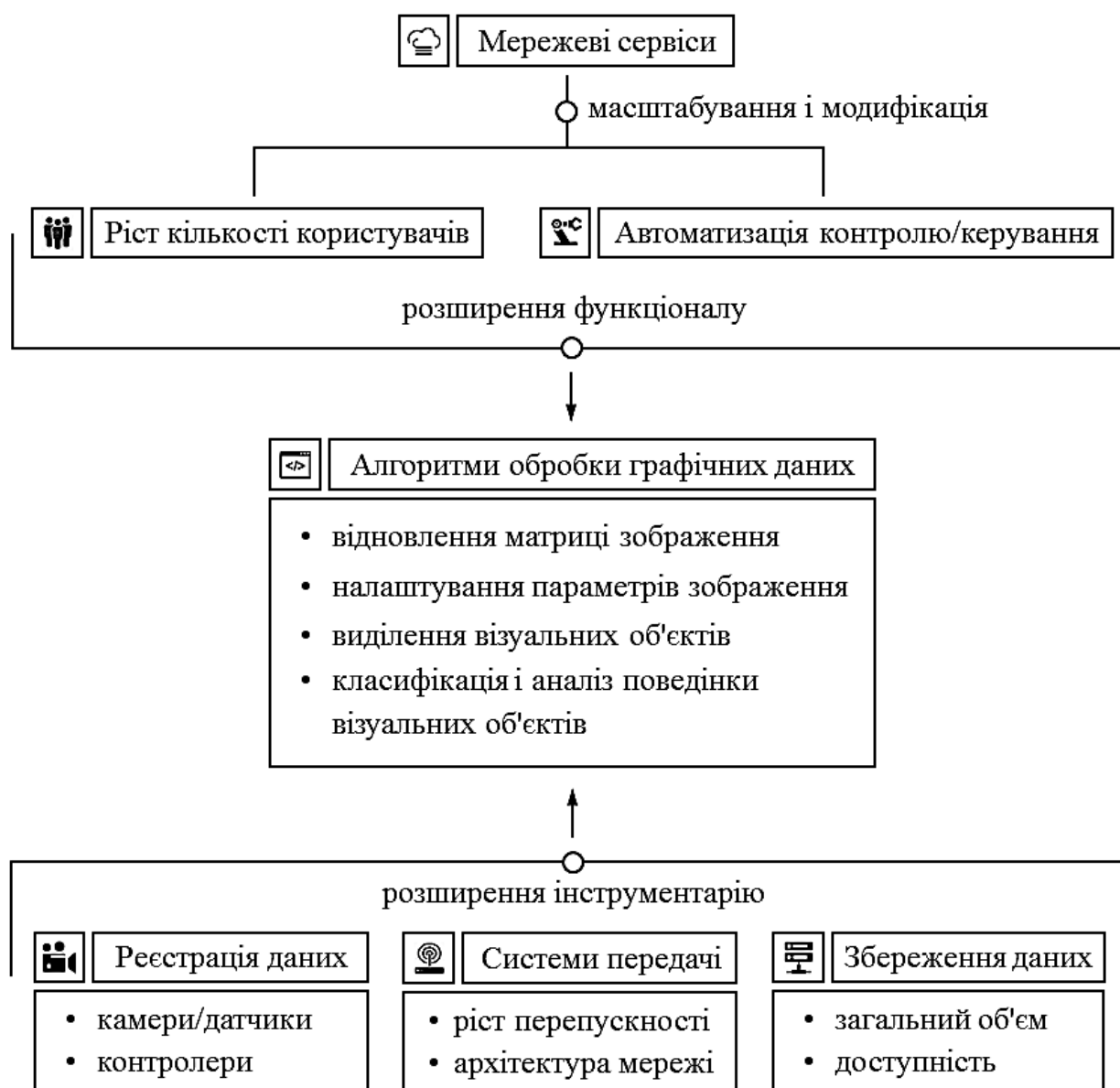


Рис. 1. Розробка алгоритмів обробки графічних даних відповідно до запитів користувачів мережевих сервісів та наявного інструментарію

При цьому значною складністю характеризується робота з графічними даними (зокрема, складовими відеоданих), що включає у себе

відновлення матриці зображення через компенсацію аберацій та нівелювання шумів, налаштування її параметрів відповідно показників ефективності

подальшої обробки, виділення візуальних об'єктів, їх класифікацію та аналіз їх поведінки через співвіднесення з тривимірною схемою. Водночас слід зазначити, що автоматизація процесів обробки графічних даних характеризується найбільшим навантаженням на обчислювальний ресурс та ресурс оперативної пам'яті, що також вказує на **актуальність** задачі оптимізації відповідної системи.

Аналіз результатів наукових досліджень представлених у профільних виданнях присвячених побудові, налаштуванню та оптимізації системи реєстрації, обробки і машинного аналізу графічних даних вказує на необхідність організації цілісної методології, що включає у себе (i) відновлення зображення через побудову математичних моделей оптичних аберацій [6] та застосування методів просторової фільтрації [7, 8], а також застосування нейромережових алгоритмів з архітектурою типу автокодувальник [9, 10]; (ii) сегментацію зображення через застосування морфологічних методів та граничних методів [11-15], а також нейромережових алгоритмів нарощування областей та кластеризаційних алгоритмів [16, 17], (iii) корекцію параметрів матриці зображення відповідно до адитивної колірної схеми [8, 18-20], (iv) розпізнавання і класифікацію візуальних об'єктів нейромережовими алгоритмами [21-25]. Характерно, що у значній кількості досліджень не розглядається взаємний вплив окремих компонент дослідження, як то збільшення ефективності машинного аналізу відповідно показників точності та навантаження на обчислювальний ресурс апаратної платформи у залежності від методик, які були використані при відновленні, налаштуванні параметрів та сегментації матриці зображення, що розглядається як **невирішена частина** загального

дослідження. Таким чином, **метою роботи** стала побудова комплексної методики побудови, налаштування та оптимізації системи машинного аналізу графічних даних, у рамках якої визначається взаємний вплив окремих процедур застосування програмних і нейромережових алгоритмів відповідно до цільових показників.

РЕЗУЛЬТАТИ

1. Комплексна методика відновлення матриці зображення

Постановка задачі відновлення матриці зображення за допомогою програмних і нейромережових алгоритмів базується на режимі та параметрах системи реєстрації графічних даних. Основою процедури відновлення є побудова математичної моделі статистичного шуму F_N . Як було показано у ряді наукових публікацій [6-10] сучасні моделі розподілу шуму будуються як комбінація розподілу Гауса, розподілу Рейлі та розподілу Ерланга, як функцій $F_N^G(x, \mu_G, \sigma_G)$, $F_N^R(x, \mu_R, \sigma_R)$ і $F_N^E(x, \mu_E, \sigma_E)$, відповідно, де μ відповідає середньому значенню випадкової величини, а σ — його середньоквадратичному відхиленню. Для розподілу Рейлі та розподілу Ерланга показники μ і σ розраховуються на основі пар констант $\{a_R, b_R\}$ і $\{a_E, b_E\}$, відповідно.

Розглянемо зображення як набір матриць червоного, зеленого та синього каналів $A_R: \{a_R(x, y)\}$, $A_G: \{a_G(x, y)\}$ і $A_B: \{a_B(x, y)\}$ розмірність якої $X_A \times Y_A$ визначає роздільну здатність системи фотореєстрації, а допустимий діапазон значень, які може приймати $a_R(x, y) \in [0, a_{max}]$ — її динамічний діапазон. Відповідно, матриця спотвореного зображення може бути формалізована як набір матриць кольорних каналів $\{A'_R; A'_G, A'_B\}$, що визначаються через адитивну та мультиплікативну компоненти представлені наборами $\{\Delta_R; \Delta_G, \Delta_B\}$ і $\{\delta_R; \delta_G, \delta_B\}$, відповідно:

$$\begin{cases} a'_R(x, y) = \delta_R \cdot a_R(x, y) + \Delta_R \\ a'_G(x, y) = \delta_G \cdot a_G(x, y) + \Delta_G \\ a'_B(x, y) = \delta_B \cdot a_B(x, y) + \Delta_B \end{cases} \text{ для всіх } \begin{cases} x \in [1; X_A] \\ y \in [1; Y_A] \end{cases} \quad (1)$$

Таке представлення відповідає просторовому розподілу, на основі якого формується частотний розподіл, при цьому програмні алгоритми фільтрації можуть застосовуватись як для просторового, так і для частотного розподілу. Типовою задачею є виділення адитивної компоненти шуму за допомогою алгоритмів просторової фільтрації. Базовим підходом, що використовується при просторовій фільтрації є визначення схеми розрахунку середнього значення та застосування маски фільтрація розмірності $X_M \times Y_M$. У рамках дослідження використовується фільтрацію на основі розрахунку середнього арифметичного (AM: Arithmetic Mean), середнього геометричного (Geometricic Mean) і середнього гармонічного (HM: Harmonic Mean) значення, як набір значень $\bar{a}'_{AM}(x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max})$, $\bar{a}'_{GM}(x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max})$ і $\bar{a}'_{HM}(x_{min}, y_{min}, x_{max}, y_{max})$, відповідно, причому розмірність маски визначається як $X_M = x_{max} - x_{min}$ і $Y_M = y_{max} - y_{min}$. Зазначені підходи дозволяють вирішити завдання дослідження, так при обчисленні \bar{a}'_{AM} зменшується навантаження на обчислювальний ресурс апаратної платформи, \bar{a}'_{GM} дозволяє зменшити спотворення матриці зображення при зменшенні шумів, а \bar{a}'_{HM} найбільш ефективний при розподілі шуму, що моделюється через $F_N^G(x, \mu_G, \sigma_G)$, зокрема, при компенсації викидів, що значним чином спотворюють матрицю зображення.

Подібним підходом, що розглядається як більш ефективний, є просторова фільтрація на основі порядкових статистик. При просторовій фільтрації на основі порядкових

статистик до елементів матриці зображення, що знаходяться у вікні матриці маски фільтрації $X_M \times Y_M$ застосовуються статистичні функції. У рамках відповідного підходу можна побудувати фільтри на основі обчислення медіани $med_{X_M \times Y_M}(a'(x, y))$, глобального мінімуму вікна фільтрації $min_{X_M \times Y_M}(a'(x, y))$, глобального максимуму вікна фільтрації $max_{X_M \times Y_M}(a'(x, y))$, на основі яких обчислюється фільтр середньої точки як середнє для $min_{X_M \times Y_M}(a'(x, y))$ і $max_{X_M \times Y_M}(a'(x, y))$. При застосуванні схеми фільтрації через видалення шумів на основі вейвлет перетворення використовується частотне представлення матриці спотвореного зображення $a'(x, y) = \delta \cdot a(x, y) + \Delta \rightarrow f'(t) = f(t) + f_N(t)$. Вплив компоненти $f_N(t)$ компенсується через непараметричну оцінку функції сигналу з використанням ортогонального базису. Процес включає розкладання сигналу за допомогою базису вейвлетів, вибір порогового значення шуму для кожного рівня, порогову фільтрацію коефіцієнтів деталізації та відновлення початкового зображення. Глибина розкладання вейвлет-перетворення визначає рівень деталізації і, відповідно, впливає на ефективність видалення шуму, а також визначає рівень навантаження на обчислювальний ресурс платформи машинного аналізу.

Нейромережеві підходи по компенсації шумів при відновленні матриці зображення базуються на архітектурі типу автокодувальник (AE: Autoencoder). Базове представлення зазначеної нейромережевої архітектури включає у себе набір шарів розмірності яких поступово зменшується від розмірності вхідного шару, що

відповідає розмірності матриці зображення $X_{IN} \times Y_{IN}$ ($X_{IN} = X$ та $Y_{IN} = Y$), до шару, що знаходиться між вхідним та вихідним шаром $X_C \times Y_C$ (процес кодування), а також набір шарів розмірності яких поступово збільшується до вихідного шару, розмірності якого також відповідає розмірності матриці зображення $X_{OUT} \times Y_{OUT}$ ($X_{OUT} = X$ та $Y_{OUT} = Y$). На вхідний шар A_{IN} завантажується матриця зображення, а критерієм навчання слугує відповідність $A_{OUT} \sim A_{IN}$. При цьому, очевидно, що максимальний розмір елементів шуму, які видаляються при проведенні зазначеної процедури, складає $\Delta x = X - X_C$ і $\Delta y = Y - Y_C$. Ефективність застосування нейромережевої архітектури типу автокодувальник визначається через співвіднесення лінійних розмірів складових елементів шуму (максимальний розмір) та складових елементів матриці зображення (мінімальний розмір) з розмірністю елементів, що видаляються $\Delta x \times \Delta y$.

У якості останнього етапу відновлення матриці зображення можна розглядати корекцію рівнів яскравості, контрастності та колірної схеми зображення, що пов'язано з невідповідністю параметрів окремих систем реєстрації вимогам, що формуються відповідно сприйняття зображення на рівні експертної оцінки та ефективності виділення візуальних об'єктів з використанням нейромережевих алгоритмів. При корекції показника яскравості пропонується використовувати лінеаризацію функції зміни інтенсивності пікселів, що формалізується через співвіднесення рівня контрастності відповідно можливості варіювання динамічного діапазону яскравості за допомогою лінійного перетворення та застосування процедури інверсії вхідного зображення. Крім того, обробка зображення може включатиме роботу з кроком тонування для кожного з

кольорів з врахуванням збереження необхідного рівня деталізації, що додатково дозволяє зменшити розмір вхідних даних та сприяє ефективності передачі обробки масивів графічних даних в режимі реального часу за умов обмеження апаратних ресурсів.

2. Сегментація матриці зображення та виділення візуальних об'єктів на основі програмних та нейромережевих алгоритмів

Типові програмні алгоритми сегментації зображення базуються на морфологічних методах, порогових методиках та методах визначення зв'язних компонент. Характерно, що зазначені підходи також використовуються при відновленні матриці зображення, але алгоритми на їх основі застосовуються для монохромних зображень, а отже для їх адаптації до зображень представлених у форматі «Grayscale» а також відповідно до колірної схеми (RGB, CMYK та інших) необхідно попередньо провести сегментацію матриці на області, що є подібними відповідно актуальних параметрів.

У основі морфологічних алгоритмів сегментації лежить застосування логічних оператори. У даному дослідженні розглядається одномісний сполучник заперечення та двомісні сполучники диз'юнкції, кон'юнкції, імплікації, еквівалентії та антиеквівалентії (для наборів елементів також оператор різниці). На їх основі через застосування маски графічного примітиву формуються процедури дилатації та ерозії, на яких базується алгоритм виділення границь. Адаптація морфологічних алгоритмів для роботи з кольоровим зображенням включає у себе поділ матрицю зображення на окремі сегменти, кожен з яких може бути розглянутий як матриця монохромного зображення з подальшим застосуванням морфологічних алгоритмів до кожного з сегментів окремо. Характерно, що запропонована методика може бути застосовано до

довільної адитивної колірної схеми, зокрема такої, у якій використовуються допоміжні канали. Як було зазначено вище, сегментацію матриці зображення на області з подібними параметрами можна провести з застосуванням методик розрахунку зв'язних компонент і визначення адаптивного порогового значення. Визначення зв'язності між різними сегментами зображення як показника, що може бути розраховано, базується на використанні графічного примітиву, розмір якого відповідає максимальній відстані між обраним сегментом та іншими сегментами. При збільшенні розміру графічного примітиву стає можливим групування окремих сегментів у області більшого масштабу, що значно розширює набір інструментів для проведення сегментації з використанням програмних методів.

Більш складною є формалізація сегментації з застосуванням нейромережових алгоритмів. Але, як було визначено, у основі більшості підходів лежить метод нарощування областей, який ефективно модифікується при врахуванні особливостей кластеризаційних процедур, що полягає у порівнянні характеристик окремого елемента зображення з найближчими сусідніми елементами.

Узагальнена схема початкового етапу сегментації зображення нейромережевими та програмними алгоритмами включає у себе виконання наступних процедур:

Отримання набору колірних каналів відновленого зображення як двовимірних матриць $A_n: a_n(x, y)$ де $n \in [1; N]$, $x \in [1; X]$, $y \in [1; Y]$.

Вибір початкового елемента сегментації матриці зображення як випадкової пари координат $\{x_0, y_0\}$.

Оцінка подібності по рівню Δa_{max} сусідніх елементів $a(x, y)$ з координатами $x_0 - 1 \leq x \leq x_0 + 1$ та $y_0 - 1 \leq y \leq y_0 + 1$ для кожного з

колірних каналів $n \in [1; N]$ з застосуванням нейромережових або програмних алгоритмів.

Формування набору $A_n^0: a_n(x, y)$ як основи для першого сегменту, що складається з елементів $a_n(x, y)$ подібних до $a_n(x_0, y_0)$ і виключення з подальшого аналізу елементів, що елементів, що не є подібними.

Циклічне виконання зазначених процедур надає можливість розширити сегмент $A_n^0: a_n(x, y)$ і аналогічним чином сформувати наступні сегменти, множина яких включає у себе всі елементи зображення. Запропонована схема є модифікацією алгоритму для оцінки та оптимізації параметрів системи попередньої сегментація та виділення візуальних об'єктів. Спрощення загальної методології при цьому надає можливість провести оцінку рівня навантаження на обчислювальний ресурс системи відповідно параметрів зображення (роздільна здатність, кількість колірних каналів, динамічний діапазон) для широкого кола нейромережових архітектур та програмних алгоритмів.

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження було проаналізовано особливості оптимізації систем реєстрації, обробки і машинного аналізу графічних даних на основі програмних та нейромережових алгоритмів. При цьому у рамках дослідження було розроблено:

комплексну методику відновлення матриці зображення, що базується на методах просторової фільтрації, що включає у себе аналіз роздільної здатності зображення, кількості колірних каналів і динамічного діапазону колірних каналів, а також типу дефектів відповідно математичного моделювання розподілу шуму;

комплексну методику сегментації матриці зображення та виділення візуальних об'єктів, що включає у себе

аналіз параметрів зображення, а також нейромережевої архітектури та програмних алгоритмів оцінки

подібності, що застосовуються у рамках методики.

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. Fu, M., Zhu, W., Le, Z., Manko, D., Gorbov, I., & Beliak, I. (2017). Weighted average indoor positioning algorithm that uses leds and image sensors. *Photonic Network Communications*, 34(2), 202–212. <https://doi.org/10.1007/s11107-016-0682-8>.
3. Petrov, V.V., Le, Z., Kryuchyn, A.A., Shanoylo, S.M., Fu, M., Beliak, Ie.V., Manko, D.Yu., Lapchuk, A.S., Morozov, E.M. *Long-term storage of digital information* July 2018 DOI: 10.15407/Akademperiodyka.360.148 ISBN: 9789663603605.
4. Heintz, B., Chandra, A., & Sitaraman, R. K. (2020). Optimizing timeliness and cost in geo-distributed streaming analytics. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 8 (1), 232–245. <https://doi.org/10.1109/tcc.2017.2750678>.
5. Wei, X., Zhuang, Y., Li, H., & Liu, Z. (2019). Reliable stream data processing for Elastic Distributed Stream Processing Systems. *Cluster Computing*, 23 (2), 555–574. <https://doi.org/10.1007/s10586-019-02939-9>.
6. Nehmetallah, G., & Nguyen, T. (2016). Optical and digital aberration compensation in DHM. *Imaging and Applied Optics* 2016. <https://doi.org/10.1364/3d.2016.jw4a.5>.
7. 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.
8. 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.
9. Liang, J., & Liu, R. (2015). Stacked denoising autoencoder and dropout together to prevent overfitting in deep neural network. *2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*. doi:10.1109/cisp.2015.7407967.
10. Budiman, A., Fanany, M. I., & Basaruddin, C. (2014). Stacked Denoising Autoencoder for feature representation learning in pose-based action recognition. *2014 IEEE 3rd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*. doi:10.1109/gcce.2014.7031302.
11. Vincent, L., & Heijmans, H. (2018). Graph Morphology in Image Analysis. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 170-203. doi:10.1201/9781482277234-6.
12. Schmitt, M. (2018). On Two Inverse Problems in Mathematical Morphology. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 151-169. doi:10.1201/9781482277234-5.
13. Roerdink, J. B. (2018). Mathematical Morphology with Noncommutative Symmetry Groups. *Mathematical Morphology in Image Processing*, 205-254. doi:10.1201/9781482277234-7.
14. 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>
15. Shih, F.Y. Grayscale morphology. (2017). *Image Processing and*

- Mathematical Morphology, 49–60. <https://doi.org/10.1201/9781420089448-7>.
16. Arbelaez, P.; Maire, M; Fowlkes, C; Malik, J (May 2011). "Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation" (PDF). *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 33 (5): 898–916.
17. Yuan, Jiangye; Gleason, Shaun S.; Cheriyyadat, Anil M. (2013). "Systematic benchmarking of aerial image segmentation". *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 10 (6): 1527-1531.
18. Huang, C., & Nguyen, M. (2019). X-Ray Enhancement Based on Component Attenuation, Contrast Adjustment, and Image Fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(1), 127-141. doi:10.1109/tip.2018.2865637.
19. Karim, T., & Tasneem, T. (2014). Analytical Adjustment of Image Contrast. *International Journal of Computer Applications*, 98(20), 44-49. doi:10.5120/17303-7794.
20. Petro, A., & Sbert, C. (2013). Selective Contrast Adjustment by Poisson Equation. *Image Processing On Line*, 3, 208-222. doi:10.5201/ipol.2013.41.
21. Menezes, J., Poojary, N. (2019). Hyperspectral image Data Classification with Refined Spectral-Spatial features based on Stacked Autoencoder approach. *Recent Patents on Engineering*, 13. doi:10.2174/1872212113666190911141616.
22. Gnouma, M., Ladjailia, A., Ejbali, R., Zaied, M. (2018). Stacked sparse autoencoder and history of binary motion image for human activity recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 78 (2), 2157-2179. doi:10.1007/s11042-018-6273-1.
23. Adam, B., Zaman, F., Yassin, I., Abidin, H., & Rizman, Z. (2018). Performance evaluation of faster R-CNN on GPU for object detection. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 9 (3S), 909.
24. Zhang, H., Wan, S., Yue, L., Wu, Z., & Zhao, Y. (2015). A new fast object detection architecture combing manually-designed feature and CNN. *2015 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*.
25. Wei, X., Xie, C., Wu, J., & Shen, C. (2018). Mask-CNN: Localizing parts and selecting descriptors for fine-grained bird species categorization. *Pattern Recognition*, 76, 704-714.