

## МЕТОД ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

*Анотація.* У статті розглянута задача покращення якості цифрових зображень. Запропоновано адаптивний метод покращення якості цифрових зображень, що ґрунтується на початковому визначенні типу вхідного зображення та застосуванні моделей згорткових нейронних мереж архітектур GFPGAN та Real-ESRGAN, а також цифрового методу перетворення зображень AIEA на основі визначеного типу зображення. Розроблено програмне забезпечення покращення якості цифрових зображень. Ефективність запропонованого методу покращення якості зображень за метриками PSNR та SSIM становить 29,63 та 0,913 відповідно для типу портретних зображень, 29,14 та 0,889 відповідно для типу зашумлених зображень, 28,47 та 0,861 для інших типів зображень.

*Ключові слова:* покращення зображень, адаптивна обробка, GFPGAN, Real-ESRGAN, AIEA, PSNR, SSIM, цифрова обробка зображень, нейронні мережі.

**Постановка проблеми.** Підвищення якості цифрових зображень є складною задачею в умовах неоднорідності вхідних даних – розташування джерел освітлення сцени, положення та орієнтація об'єктів сцени та інші умови захоплення сцени визначають наявність різномірних артефактів на цифрових зображеннях. Застосування одного алгоритму до таких неоднорідних цифрових зображень спрощує реалізацію системи покращення якості цифрових зображень, але залишається проблема з нестабільною ефективністю, яка характеризується недостатнім відновленням об'єктів зображень або надмірною зміною яскравості окремих областей зображення.

Метою цієї статті є дослідження ефективності застосування адаптивного підходу до покращення якості цифрових зображень. Адаптивний метод покращення якості цифрових зображень ґрунтується на початковому визначенні типу вхідного зображення та застосуванні моделей згорткових нейронних мереж архітектур GFPGAN та Real-ESRGAN, а також цифрового методу перетворення зображень AIEA (Adaptive Image Enhancement Algorithm) на основі визначеного типу зображення. Адаптивний підхід дозволяє враховувати вміст зображення та використовувати найбільш ефективний інструмент покращення якості.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Класичні методи покращення якості цифрових зображень – еквалізація гістограми (HE, CLAHE), фільтри Гауса, медіанний, білатеральний, а також інтерполяційні методи збільшення – відзначаються простотою

реалізації, невисокою обчислювальною складністю та швидкодією, що робить їх придатними для прикладних систем оброблення зображень у реальному часі. Разом із тим такі методи, як правило, виконують локальне або глобальне перетворення яскравості, контрасту чи різкості без урахування семантичного вмісту сцени, тому їхня ефективність істотно залежить від типу вхідного зображення та характеру спотворень. Унаслідок цього для неоднорідних цифрових зображень, що містять портретні сцени, текстурні області, дрібні деталі або складні деградації, класичні методи не завжди забезпечують достатню якість відновлення та можуть призводити до надмірного підсилення шуму, локальних артефактів або нестабільного покращення окремих фрагментів зображення [6], [7], [8], [9].

Сучасні нейромережеві моделі покращення якості цифрових зображень орієнтовані на глибший аналіз структури сцени та відновлення складних просторових залежностей. Зокрема, модель DnCNN [2] ґрунтується на принципі residual learning і batch normalization, що дозволяє ефективно виділяти шумову складову та відновлювати чисте зображення навіть у задачах blind denoising. Модель EDSR [3] є розвитком глибоких залишкових мереж для задачі super-resolution і відзначається оптимізацією residual-архітектури шляхом вилучення надлишкових модулів, що забезпечує кращу реконструкцію високочастотних деталей. Архітектура ESRGAN [4] розвиває ідеї SRGAN за рахунок використання блоків RRDB, удосконаленої перцептуальної функції втрат і adversarial-навчання, що дає змогу отримувати більш природні текстури та вищу візуальну правдоподібність результату. Такі підходи загалом демонструють кращі значення метрик PSNR та SSIM [6], [7] або вищу перцептуальну якість порівняно з класичними методами, однак потребують більших обчислювальних ресурсів, точного підбору навчальних даних і, що особливо важливо, відповідності архітектури характеру вхідного зображення.

Окрему групу становлять спеціалізовані нейромережеві моделі, орієнтовані не на універсальне покращення будь-яких зображень, а на конкретні класи деградацій. Зокрема, GFPGAN [10] призначений для blind face restoration і використовує генеративний лицевий пріор, що дозволяє ефективно відновлювати геометрію обличчя, локальну структуру та природність текстур у портретних зображеннях. Real-ESRGAN [11], своєю чергою, орієнтований на real-world blind super-resolution і призначений для покращення реалістичних зображень із низькою деталізацією, розмиттям або складними змішаними спотвореннями. Отже, аналіз сучасних досліджень свідчить, що найперспективнішим є не використання єдиного універсального алгоритму для всіх типів вхідних даних, а побудова адаптивного підходу, у якому вибір методу покращення визначається вмістом зображення та характером його деградації. Саме тому актуальним є адаптивний метод покращення якості цифрових зображень, який інтегрує моделі згорткових нейронних мереж архітектур GFPGAN та Real-ESRGAN, а також цифровий метод перетворення зображень AIEA, і застосовує відповідний алгоритм на основі визначеного типу зображення [10], [11].

**Мета дослідження.** Метою даної статті є розроблення адаптивного методу та програмного забезпечення для покращення якості цифрових зображень, що ґрунтується

на початковому визначенні типу вхідного зображення та застосуванні моделей згорткових нейронних мереж архітектур GFPGAN та Real-ESRGAN, а також цифрового методу перетворення зображень AIEA на основі визначеного типу зображення.

**Викладення основного матеріалу дослідження.** Запропонований метод покращення якості цифрових зображень складається з трьох послідовних етапів. На першому етапі виконується аналіз вхідного зображення та визначення його типу за візуальними ознаками: портретність сцени, рівень деталізації, наявність розмиття або інших характерних спотворень. На другому етапі формується алгоритм оброблення. Якщо зображення належить до портретних, використовується нейронна мережа архітектури GFPGAN для відновлення обличчя та покращення локальної структури. Якщо виявлено недостатню деталізацію або розмиття, застосовується нейронна мережа архітектури Real-ESRGAN для підвищення різкості та роздільної здатності. Для інших типів зображень використовується метод AIEA, що реалізує глобальну тональну корекцію та локальне підсилення деталей у просторі CIELAB [8, 9]. На третьому етапі формується фінальний результат із урахуванням обраного алгоритму оброблення.

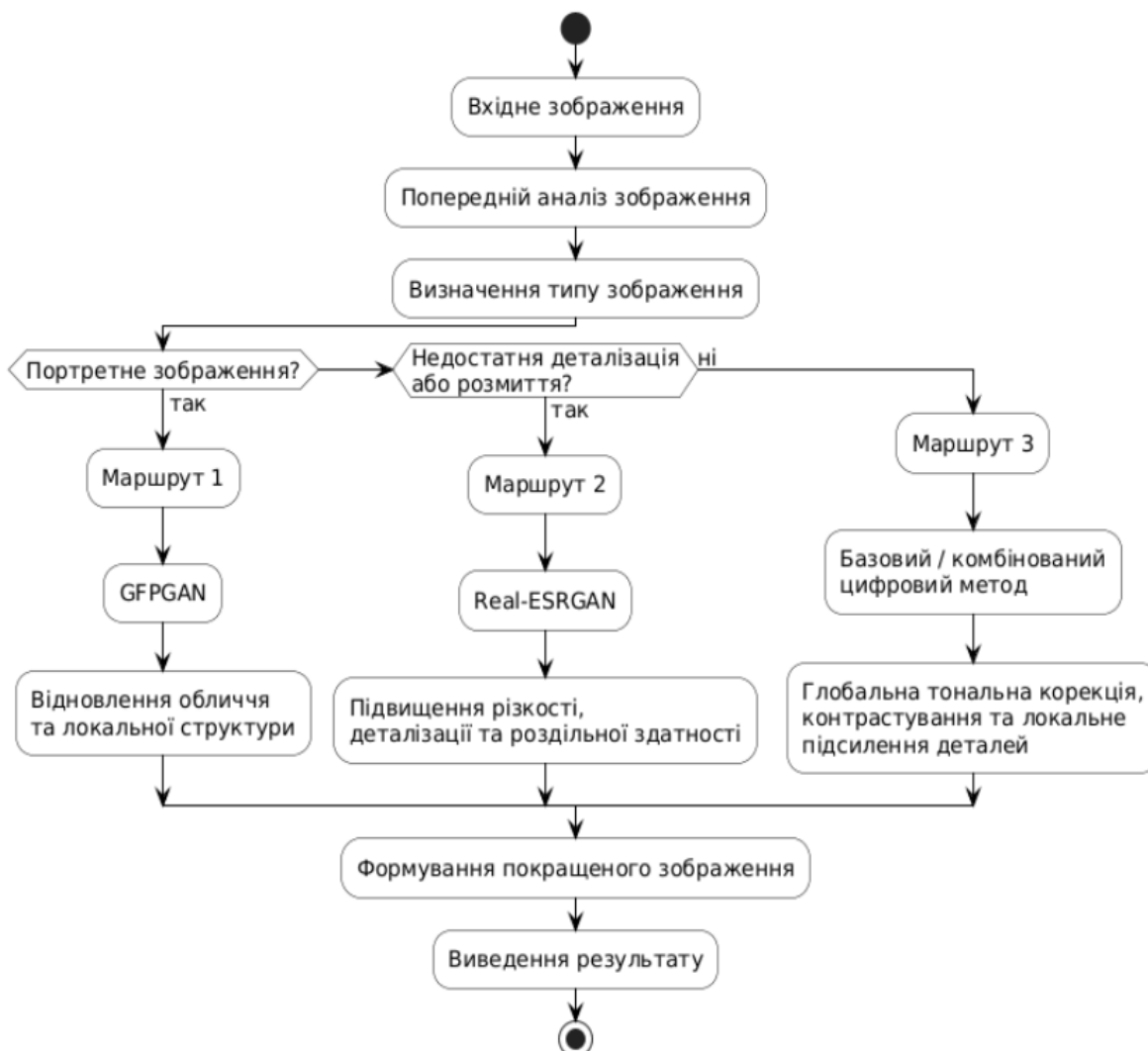


Рисунок 1 - Структурна схема роботи методу AIEA

Модифікований метод AIEA передбачає не застосування одного універсального конвеєра до всіх вхідних даних, а попередній аналіз зображення з подальшим вибором спеціалізованого маршруту покращення. На першому етапі виконується оцінка характеристик вхідного зображення та визначення його типу за візуальними ознаками. Далі формується рішення щодо маршруту обробки: для портретних зображень використовується неймережева модель GFPGAN, для зображень із недостатньою деталізацією або розмиттям – Real-ESRGAN, а для інших типів сцен – базовий або комбінований цифровий метод покращення. Така структура забезпечує адаптацію обробки до змісту зображення, підвищує гнучкість програмного забезпечення та дозволяє поєднати переваги спеціалізованих неймережевих моделей і класичних алгоритмів цифрової обробки зображень.

Результати. Запропонований метод було застосовано на базі цифрових зображень, що охоплювала портретні зображення, зображення з недостатньою деталізацією або розмиттям та інші. Така тестова база даних дозволяє перевірити точність вибору алгоритму покращення якості зображень та його ефективність.

У Таблиці 1 наведений перелік алгоритмів оброблення та їх призначення, на основі яких ґрунтується запропонований метод покращення якості цифрових зображень.

Таблиця 1

Алгоритми оброблення в запропонованому методі покращення якості цифрових зображень

Алгоритм	Вміст зображення	Призначення
GFPGAN	Портретні зображення	Покращення текстурних характеристик
Real-ESRGAN	Зашумлені зображення	Покращення різкості, яскравості
AIEA	Інші типи зображень	Покращення колірної розподілу

На Рис. 2, 3 продемонстрована робота програмного забезпечення покращення якості цифрових зображень на основі запропонованого методу – після визначення типу вхідного зображення, система автоматично визначає алгоритм оброблення, який дозволяє покращувати текстуру, яскравість, різкість або колірний розподіл зображення на основі вмісту.

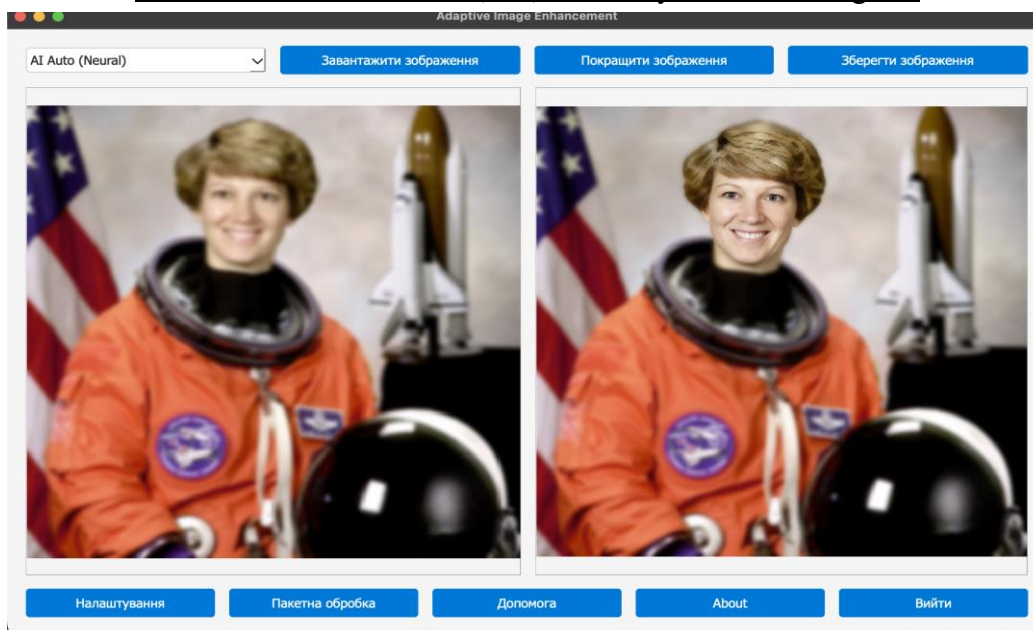


Рисунок 2 - Приклад роботи запропонованого методу

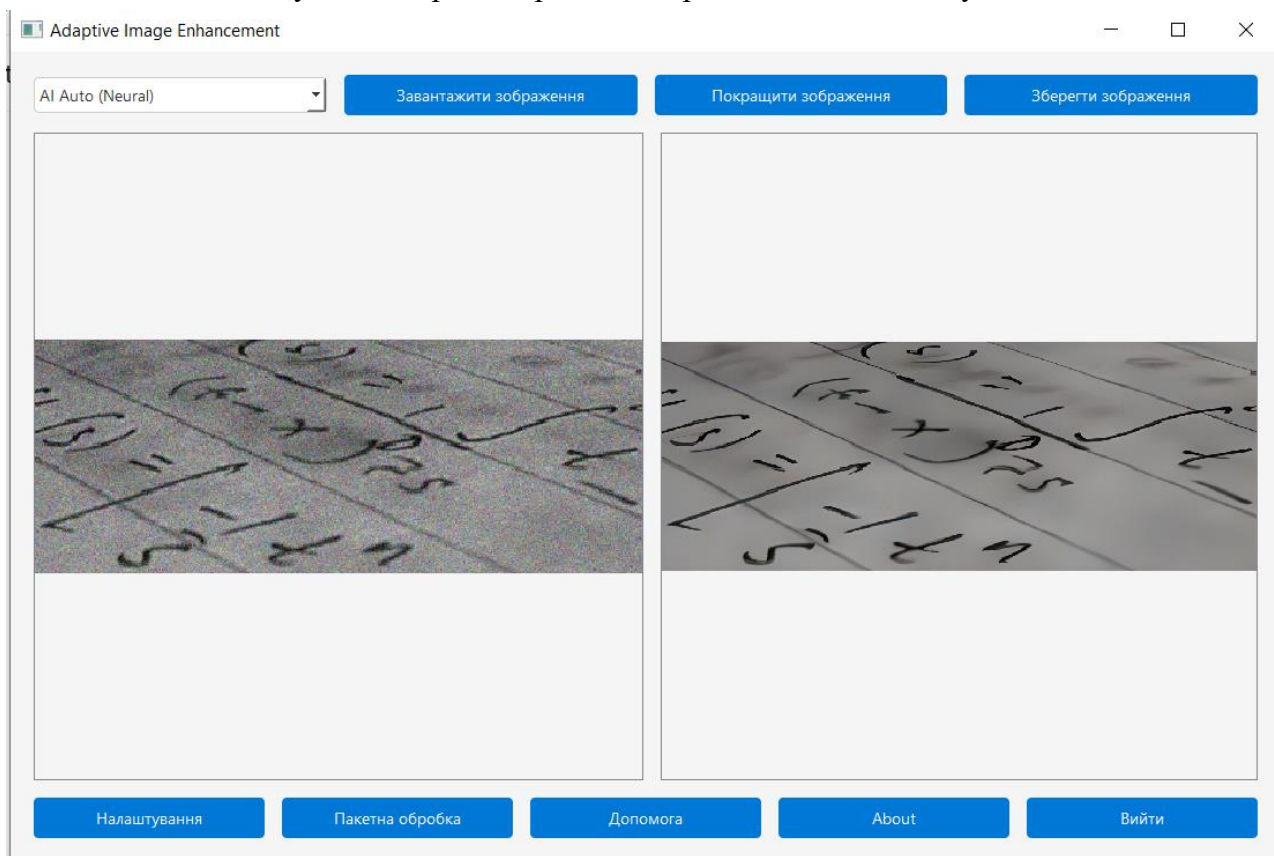


Рисунок 3 - Приклад роботи запропонованого методу

Аналіз ефективності запропонованого методу покращення якості цифрових зображень. Ефективність роботи запропонованого методу оцінюється параметрами PSNR:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX_i^2}{MSE} \right), MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i,j) - K(i,j)]^2$$

та SSIM:

$$SSIM(I,K) = \frac{(2\mu_I\mu_K + C_1)(2\sigma_{IK} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + C_2)}$$

Для архітектури системи покращення якості цифрових зображень на основі запропонованого важливими є два аспекти – точність визначення вмісту зображення та ефективність покращення якості цифрового зображення відповідним алгоритмом. Таким чином, оцінювання охоплює не лише результат окремого алгоритму, а й ефективність маршрутизації як керувального механізму.

Алгоритм AIEA зменшує ризик як недоопрацювання, так і надмірного перетворення цифрових зображень. Алгоритм GFPGAN краще відновлює структуру обличчя та дрібні локальні деталі для портретних зображень, для розмитих і низькодеталізованих зображень алгоритм Real-ESRGAN ефективніше підвищує різкість і візуальну виразність.

У Таблиці 2 продемонстрована оцінка ефективності запропонованого методу покращення якості цифрових зображень. Для портретних зображень найкращі значення обох метрик демонструє GFPGAN. Це пояснюється тим, що модель спеціально спроектована для відновлення обличчя і краще відтворює локальну геометрію, контури та текстуру обличчя, ніж універсальні алгоритми. Для розмитих або низькодеталізованих зображень найкращі результати отримано для Real-ESRGAN, що узгоджується з його призначенням як алгоритму blind super-resolution для реальних деградованих даних. Для загальносценкових зображень найбільш збалансовані значення PSNR та SSIM зберігає алгоритм AIEA, оскільки в цьому випадку надмірно спеціалізовані генеративні методи не дають додаткової переваги та можуть поступатися класичному покращенню за стабільністю відтворення глобальної структури сцени.

Таблиця 2

Результат аналізу ефективності запропонованого методу покращення якості цифрових зображень

Параметри	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Алгоритм оброблення	AIEA		GFPGAN		Real-ESRGAN	
Портретні зображення	27,84	0,841	<b>29,63</b>	<b>0,913</b>	28,71	0,876
Зашумлені зображення	25,96	0,782	24,88	0,741	<b>29,14</b>	<b>0,889</b>
Інші типи зображень	<b>28,47</b>	<b>0,861</b>	26,12	0,803	27,94	0,846

**Висновок.** У статті розглянута задача покращення якості цифрових зображень. Запропоновано адаптивний метод покращення якості цифрових зображень, що ґрунтується на початковому визначенні типу вхідного зображення та застосуванні моделей згорткових нейронних мереж архітектур GFPGAN та Real-ESRGAN, а також цифрового методу перетворення зображень AIEA на основі визначеного типу зображення. Обмеженнями запропонованого методу є точність визначення вмісту зображення на початковому етапі оброблення, а також вища обчислювальна вартість нейромережевих алгоритмів перетворення зображень.

Розроблено програмне забезпечення покращення якості цифрових зображень. Ефективність запропонованого методу покращення якості зображень за метриками PSNR та SSIM становить 29,63 та 0,913 відповідно для типу портретних зображень, 29,14 та 0,889 відповідно для типу зашумлених зображень, 28,47 та 0,861 для інших типів зображень.

Подальша робота пов'язана з удосконаленням алгоритму визначення вмісту зображення, а також розробленням нових алгоритмів перетворення та автоматичним вибором порогів перемикання між алгоритмами.

#### ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., Aitken, A., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z., & Shi, W. (2017). Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 105–114). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.19>
2. Zhang, K., Zuo, W., Chen, Y., Meng, D., & Zhang, L. (2017). Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(7), 3142–3155. <https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2662206>
3. Lim, B., Son, S., Kim, H., Nah, S., & Lee, K. M. (2017). Enhanced deep residual networks for single image super-resolution. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (pp. 1132–1140). <https://doi.org/10.1109/CVPRW.2017.151>
4. Wang, X., Yu, K., Wu, S., Gu, J., Liu, Y., Dong, C., Loy, C. C., Qiao, Y., & Tang, X. (2018). ESRGAN: Enhanced super-resolution generative adversarial networks. *ECCV Workshops*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.00219>
5. Shocher, A., Cohen, N., & Irani, M. (2018). Zero-shot super-resolution using deep internal learning. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 3118–3126). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00329>
6. Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600–612. <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
7. Horé, A., & Ziou, D. (2010). Image quality metrics: PSNR vs. SSIM. In 2010 20th International Conference on Pattern Recognition (pp. 2366–2369). <https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.579>
8. OpenCV. (2026). OpenCV official documentation. Retrieved April 2, 2026, from <https://docs.opencv.org/4.x/>
9. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.). Pearson.
10. Wang, X., Li, Y., Zhang, H., & Shan, Y. (2021). Towards real-world blind face restoration with generative facial prior. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 9168–9178). <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.00905>

11. Wang, X., Xie, L., Dong, C., & Shan, Y. (2021). Real-ESRGAN: Training real-world blind super-resolution with pure synthetic data. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (pp. 1905–1914).

<https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00217>

Received 17.04.2026.

Accepted 22.04.2026.

Published 30.04.2026

### ***Method and software for image quality enhancement***

*Image enhancement remains an important problem because real scenes are captured under different illumination conditions, with varying object positions, blur, noise, and loss of fine details. Classical techniques based on histogram equalization, brightness correction, and filtering are still widely used because of their low computational cost, yet they are often insufficiently adaptive to the scene content. At the same time, deep-learning-based models such as GFPGAN and Real-ESRGAN provide high-quality restoration results for specific categories of images, although their efficiency strongly depends on whether the chosen architecture matches the actual input data.*

*The purpose of this paper is to develop an adaptive method and software for image quality enhancement that combines the digital AIEA method with the GFPGAN and Real-ESRGAN neural-network models and automatically selects the processing route according to the detected image type.*

*The proposed method consists of preliminary image analysis, image-type identification, and content-aware routing to a specialized enhancement algorithm. Portrait images are processed by GFPGAN, which restores facial structure and local details. Blurred or low-detail images are processed by Real-ESRGAN, which improves sharpness, detail reproduction, and effective resolution. Other scene types are enhanced by the AIEA digital method, which performs global tonal correction, contrast improvement, and local detail enhancement. The software was implemented as a desktop application that supports automatic routing, manual algorithm selection, result visualization, and saving of enhanced images. Experimental evaluation was carried out on three image classes: portrait images, blurred or low-detail images, and general-scene images. Quantitative comparison using PSNR and SSIM showed that the best results are obtained when the selected algorithm matches the image content: GFPGAN is the most effective for portraits, Real-ESRGAN is the most effective for blurred or low-detail images, and AIEA provides balanced enhancement for general-scene images.*

*The proposed approach adapts the enhancement route to the image content and combines the advantages of classical digital processing with specialized neural-network models. This improves the flexibility of the software and provides a practical basis for further extension with new processing routes and more accurate image-type identification.*

*Keywords: image enhancement, adaptive processing, GFPGAN, Real-ESRGAN, AIEA, PSNR, SSIM, digital image processing, neural networks.*

**Сметана Максим Олександрович** – магістр кафедри програмного забезпечення комп’ютерних систем, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Україна.

ORCID: <http://orcid.org/0009-0006-0036-7488>

**Шкурат Оксана Сергіївна** – доцент кафедри програмного забезпечення комп’ютерних систем, Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, Київ.

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-7633-9121>

**Smetana Maksym**– Master’s student of the Department of Computer Systems Software, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine.

ORCID: <http://orcid.org/0009-0006-0036-7488>

**Shkurat Oksana** – Associate Professor of Computer Systems Software Department, National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv.

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-7633-9121>