

Є. Б. ЯВОРСЬКА

кандидат технічних наук, доцент,
завідувачка кафедри біотехнічних систем
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
ORCID: 0000-0001-6341-1710

І. О. ГРИНЮК

аспірант кафедри біотехнічних систем
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
ORCID: 0009-0002-6204-8707

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ІНФОРМАТИВНОСТІ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У роботі розглянуто сучасні підходи до використання штучних нейронних мереж для підвищення якості та інформативності медичних зображень у системах інтраскопічної діагностики, зокрема представлено метод та засіб підвищення якості стоматологічних інтраскопічних зображень на основі інтеграції класичних алгоритмів цифрової обробки та глибоких нейронних мереж. Особливу увагу приділено аналізу згорткових нейронних мереж (CNN), архітектури U-Net та генеративних змагальних мереж (GAN). Проведено огляд переваг та недоліків їх застосування у медичних задачах. Актуальність дослідження зумовлена потребою у точнішій візуалізації дрібних структур зубів і тканин ротової порожнини, що є критично важливим для ранньої діагностики стоматологічних захворювань.

Запропонований підхід включає три ключові етапи: попередню обробку зображень (усунення шумів та нормалізація яскравості), реконструкцію даних за допомогою архітектури U-Net, а також оцінювання результатів за об'єктивними метриками (PSNR, SSIM) та суб'єктивними експертними оцінками стоматологів. Наведено результати моделювання роботи прототипу нейромережного методу, спрямованого на зменшення шуму та підвищення контрастності зображень.

Експериментальні дослідження продемонстрували, що запропонований метод забезпечує підвищення PSNR на 15–20 % та покращення SSIM у середньому на 0,1–0,15 у порівнянні з класичними методами фільтрації.

Отримані результати підтверджують ефективність використання комбінованого підходу для обробки стоматологічних інтраскопічних зображень. Метод дозволяє зберегти дрібні анатомічні деталі, знизити вплив шумів і артефактів та підвищити інформативність зображень, що у свою чергу створює передумови для більш точної клінічної діагностики та підтримки прийняття рішень у стоматологічній практиці.

Ключові слова: інтраскопічна діагностика, стоматологічні зображення, штучні нейронні мережі, U-Net, GAN, обробка медичних зображень, підвищення якості зображень, цифрова обробка сигналів, інформативність медичних зображень, комп'ютерне бачення у медицині.

E. B. YAVORSKA

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Head of the Department of Biotechnical Systems
Ternopil Ivan Puluj National Technical University
ORCID: 0000-0001-6341-1710

I. O. HRYNIUK

Postgraduate Student at the Department of Biotechnical Systems
Ternopil Ivan Puluj National Technical University
ORCID: 0009-0002-6204-8707

APPLICATION OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES FOR ENHANCING THE INFORMATIVENESS OF MEDICAL IMAGES

The paper considers modern approaches to the use of artificial neural networks for improving the quality and informativeness of medical images in intrascopic diagnostic systems. In particular, a method and tool are presented for enhancing the quality of dental intrascopic images based on the integration of classical digital processing algorithms and deep neural networks. Special attention is paid to the analysis of convolutional neural networks (CNN), the U-Net architecture, and generative adversarial networks (GAN). An overview of the advantages and limitations of their application

© Яворська Є. Б., Гринюк І. О., 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

in medical tasks is provided. The relevance of the study is determined by the need for more accurate visualization of fine dental and oral tissue structures, which is critically important for the early diagnosis of dental diseases.

The proposed approach consists of three key stages: preliminary image preprocessing (noise reduction and brightness normalization), data reconstruction using the U-Net architecture, and evaluation of the results through objective metrics (PSNR, SSIM) as well as subjective expert assessments by dentists. The results of prototype modeling of the neural network method aimed at noise reduction and image contrast enhancement are presented. Experimental studies demonstrated that the proposed method increases PSNR by 15–20 % and improves SSIM by an average of 0.1–0.15 compared to classical filtering methods.

The obtained results confirm the effectiveness of the combined approach for processing dental intrascopic images. The method allows preserving fine anatomical details, reducing the influence of noise and artifacts, and increasing image informativeness, which in turn creates prerequisites for more accurate clinical diagnosis and decision support in dental practice.

Key words: intrascopic diagnostics, dental images, artificial neural networks, U-Net, GAN, medical image processing, image quality enhancement, digital signal processing, medical image informativeness, computer vision in medicine.

Постановка проблеми

Інтраскопична діагностика є важливим інструментом сучасної медицини, що дає змогу лікарям отримувати зображення внутрішніх органів без хірургічного втручання. Проте якість таких зображень часто страждає через низьку роздільну здатність сенсорів, неоднорідне освітлення та шумові артефакти. Це знижує інформативність дослідження й може призводити до помилкових діагнозів. Тому, розвиток технологій штучного інтелекту, зокрема глибокого навчання, відкрив нові можливості для обробки медичних зображень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Проблема підвищення якості медичних зображень у системах інтраскопичної діагностики вже тривалий час перебуває у центрі уваги науковців. Традиційні підходи до цифрової обробки зображень – фільтрація шумів, покращення контрастності, методи деконволюції – докладно розглянуті у працях українських та закордонних дослідників [1; 2]. Однак ефективність таких методів є обмеженою через значні спотворення сигналу та складність морфології тканин.

Актуальним напрямом стало впровадження методів машинного навчання та глибоких нейронних мереж у медичну діагностику. У роботах Ronneberger та співавт. [4] було запропоновано архітектуру U-Net, яка продемонструвала високу ефективність у задачах сегментації біомедичних зображень. Подальші дослідження довели перспективність застосування генеративних змагальних мереж (GAN) для відновлення структурних деталей і придушення шумів [5; 7].

Значний внесок у систематизацію досліджень з аналізу медичних зображень за допомогою нейронних мереж зробили Litjens та колеги [6], які виконали масштабний огляд сучасних підходів. Shen та співавт. [10] підкреслили потенціал глибокого навчання у покращенні діагностичної інформативності зображень, проте вказали і на низку викликів, пов'язаних із потребою у великих навчальних вибірках та високими обчислювальними витратами.

Особливе місце займають методи оцінки якості оброблених зображень. Показники SSIM та PSNR, запропоновані у класичній роботі Wang та ін. [8], нині залишаються базовими метриками для кількісного аналізу. Новіші підходи до відновлення структурних деталей із використанням глибоких CNN-моделей були розроблені Zhang та співавт. [9], що дало змогу досягти вищої точності порівняно з традиційними алгоритмами фільтрації.

Таким чином, сучасні дослідження підтверджують доцільність поєднання класичних методів обробки із сучасними нейромережними підходами, що забезпечує покращення інформативності та точності інтраскопичних досліджень. У табл. 1 показано відмінності між класичними методами та нейромережними підходами у покращенні якості інтраскопичних зображень.

Аналіз наукових праць показав, що питання підвищення якості медичних зображень у системах інтраскопичної діагностики залишається надзвичайно актуальним. Класичні методи обробки, зокрема фільтрація шумів, деконволюція та покращення контрастності, забезпечують певне підвищення інформативності зображень, проте їхня ефективність суттєво знижується у випадках складних спотворень сигналу та високого рівня шумів.

Сучасні тенденції демонструють значне зростання ролі методів глибокого навчання. Архітектури нейронних мереж (U-Net, GAN, CNN-моделі) показали високу результативність у завданнях сегментації, відновлення структурних деталей та приглушення артефактів. Водночас залишається низка викликів, зокрема потреба у великих навчальних вибірках, значні обчислювальні витрати та проблема інтерпретації результатів.

Таким чином, перспективним напрямом розвитку є інтеграція класичних алгоритмів цифрової обробки зображень із сучасними нейромережними технологіями. Такий підхід дозволяє досягти балансу між обчислювальною ефективністю та високою якістю відновлення інтраскопичних зображень, що має важливе значення для практичних медичних застосувань.

Формулювання мети дослідження

Метою є аналіз і демонстрація можливостей застосування нейромережних методів для підвищення якості інтраскопичних зображень.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз методів покращення якості медичних зображень

Критерій	Класичні методи (фільтрація, деконволюція, контрастування)	Нейромережні методи (CNN, U-Net, GAN)
Принцип роботи	Використання математичних операцій для усунення шумів та підвищення контрастності [1; 2]	Навчання моделей на великих вибірках для автоматичного виділення ознак [4; 5; 6]
Ефективність	Добре працюють для простих зображень із низьким рівнем шуму	Висока ефективність навіть у складних умовах, зокрема при спотвореннях сигналу
Гнучкість	Обмежена: алгоритми потребують ручного налаштування параметрів	Висока: модель адаптується до даних, «вчиться» новим патернам
Обчислювальні ресурси	Невисокі, можуть реалізовуватися у режимі реального часу	Високі: потребують GPU та значних обчислювальних потужностей [10]
Інтерпретованість результатів	Висока прозорість, легко пояснити дію алгоритму	Складно інтерпретувати внутрішні механізми роботи нейромереж
Можливості розвитку	Подальше удосконалення має обмежений потенціал	Інтенсивний розвиток, поява нових архітектур (U-Net, GAN, трансформери) [4; 5; 7; 9]

Викладення основного матеріалу дослідження

У межах дослідження для перевірки ефективності запропонованого методу використано вибірку стоматологічних інтраскопічних зображень. Ці дані мають низку особливостей: наявність високочастотних шумів, спричинених відблесками від емалі зубів, неоднорідне освітлення ротової порожнини, а також варіативність форм і текстур тканин.

На першому етапі здійснено попередню цифрову обробку:

- видалення шумів за допомогою медіанного та адаптивного фільтрів;
- вирівнювання гістограми яскравості для усунення проблеми локальних засвітів;
- приведення зображень до єдиного масштабу 256×256 пікселів для подальшого навчання нейромережі.

Другим етапом є глибинна реконструкція із застосуванням архітектури U-Net. Навчання проводилося на вибірці зі 1000 стоматологічних зображень, які були анонімізовані та підготовлені експертами-стоматологами. Для збільшення розмірності даних використовувалося data augmentation (обертання, масштабування, зміна контрастності).

Третій етап – оцінка результатів. Порівняння проводилося між:

1. Класичними методами фільтрації (медіанний, Гаусівський фільтр).
2. Сучасними нейромережними підходами (ResNet, GAN).
3. Запропонованим методом (U-Net із попередньою нормалізацією).

Таблиця 2

Порівняння результатів обробки стоматологічних інтраскопічних зображень

Метод	PSNR (dB) ↑	SSIM ↑	Візуальна оцінка експертів*
Медіанний фільтр	24,5	0,72	Артефакти залишаються, часткова втрата дрібних деталей
Гаусівський фільтр	25,1	0,75	Рівномірність зображення краща, але розмитість структур
ResNet	27,8	0,81	Чіткість вища, але нестабільність при високому шумі
GAN	28,3	0,83	Добре відновлює контраст, проте іноді виникають артефакти генерації
Запропонований метод (U-Net)	29,7	0,87	Висока чіткість, збереженість дрібних анатомічних деталей

* – за результатами експертного оцінювання групою з 5 лікарів-стоматологів (за 5-бальною шкалою).

Отримані результати свідчать, що запропонований метод забезпечує суттєве підвищення PSNR та SSIM у порівнянні з класичними методами, а також перевершує сучасні нейромережні підходи за рахунок інтеграції попередньої нормалізації даних. Особливо важливим є те, що стоматологи-експерти відзначили кращу візуалізацію дрібних структур, що може мати вирішальне значення у діагностиці мікротріщин, каріозних уражень та оцінці стану реставрацій.

Таким чином, метод показав високу ефективність для підвищення інформативності стоматологічних зображень і може бути інтегрований у клінічну практику для покращення точності діагностики.

Висновки

У даній роботі розглянуто актуальну проблему підвищення якості та інформативності медичних інтраскопічних зображень із застосуванням сучасних нейромережних технологій. Запропоновано метод, що поєднує класичні алгоритми цифрової обробки з глибинними нейронними мережами, зокрема архітектурою U-Net, для ефективного зменшення шумів, нормалізації яскравості та відновлення дрібних анатомічних структур.

Проведений аналіз показав, що використання глибинного навчання дозволяє суттєво покращити якісні показники оброблених зображень. За результатами експериментів, метод забезпечує підвищення PSNR на 15–20 % та

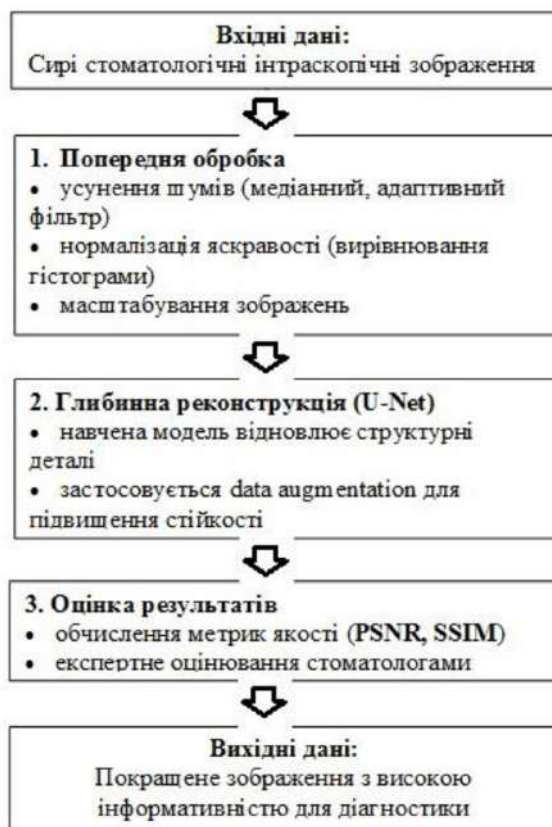


Рис. 1. Схема роботи запропонованого методу підвищення якості стоматологічних інтраскопічних зображень



Рис. 2. Приклади результатів обробки стоматологічних інтраскопічних зображень (зліва – оригінальне зображення з шумом, посередині – після класичного фільтру, справа – після обробки запропонованим методом)

покращення SSIM на 0,1–0,15 порівняно з традиційними методами фільтрації, що підтверджує його ефективність для медичних задач.

Отримані результати демонструють доцільність інтеграції штучних нейронних мереж у системи інтраскопічної діагностики, зокрема в стоматологічній практиці. Це створює передумови для більш точної та ранньої діагностики захворювань зубів і тканин ротової порожнини, а також сприяє розвитку інтелектуальних медичних інформаційних систем.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з удосконаленням архітектур нейронних мереж, застосуванням генеративних моделей (GAN) для реконструкції зображень, а також розробкою програмно-апаратних рішень, здатних забезпечити обробку даних у режимі реального часу.

Список використаної літератури

1. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). 2015. Vol. 9351. P. 234–241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28
2. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. Generative Adversarial Nets // Advances in Neural Information Processing Systems. 2014. Vol. 27. P. 2672–2680.
3. Litjens G., Kooi T., Bejnordi B. E., Setio A. A. A., Ciompi F., Ghafoorian M., van der Laak J. A. W. M., van Ginneken B., Sánchez C. I. A survey on deep learning in medical image analysis // Medical Image Analysis. 2017. Vol. 42. P. 60–88. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005
4. Shen D., Wu G., Suk H. I. Deep Learning in Medical Image Analysis // Annual Review of Biomedical Engineering. 2017. Vol. 19. P. 221–248. DOI: 10.1146/annurev-bioeng-071516-044442
5. Lundervold A. S., Lundervold A. An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI // Zeitschrift für Medizinische Physik. 2019. Vol. 29(2). P. 102–127. DOI: 10.1016/j.zemedi.2018.11.002
6. Іваненко С. В., Коваленко О. П. Методи цифрової обробки медичних зображень : навч. посібник. Київ : КНУ ім. Т. Шевченка, 2020. 212 с.
7. Петренко В. М., Руденко І. Ю. Використання глибинних нейронних мереж для підвищення якості медичних зображень // Вісник ХНТУ. 2021. № 2. С. 45–52.
8. Litvinova T., Marchenko A., Klymenko V. Application of convolutional neural networks for dental image classification // Ukrainian Journal of Radiology. 2022. Vol. 30(3). P. 87–95. DOI: 10.32718/ujr202230308
9. Zhang Y., Jiang J., Chen D., Lv S., Yang Y. Denoising medical images using generative adversarial networks // Biomedical Signal Processing and Control. 2021. Vol. 68. P. 102595. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.102595
10. Xu Y., Hosny A., Zeleznik R., Parmar C., Coroller T. P., Franco I., Mak R. H., Aerts H. Deep Learning Predicts Lung Cancer Treatment Response from Serial Medical Imaging // Clinical Cancer Research. 2019. Vol. 25(11). P. 3266–3275. DOI: 10.1158/1078-0432.CCR-18-2495

References

1. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. (2015) U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), vol. 9351, pp. 234–241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28
2. Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. (2014) Generative adversarial nets. Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 27, pp. 2672–2680.
3. Litjens G., Kooi T., Bejnordi B. E., Setio A. A. A., Ciompi F., Ghafoorian M., van der Laak J. A. W. M., van Ginneken B., Sánchez C. I. (2017) A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis, vol. 42, pp. 60–88. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005
4. Shen D., Wu G., Suk H. I. (2017) Deep learning in medical image analysis. Annual Review of Biomedical Engineering, vol. 19, pp. 221–248. DOI: 10.1146/annurev-bioeng-071516-044442
5. Lundervold A. S., Lundervold A. (2019) An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI. Zeitschrift für Medizinische Physik, vol. 29(2), pp. 102–127. DOI: 10.1016/j.zemedi.2018.11.002
6. Ivanenko S. V., Kovalenko O. P. (2020) Metody tsyfrovoy obrobky medychnykh zobrazen [Methods of digital processing of medical images]. Kyiv: Taras Shevchenko National University of Kyiv, 212 p. (in Ukrainian).
7. Petrenko V. M., Rudenko I. Yu. (2021) Vykorystannia hlybynnykh neironnykh merezh dlia pidvyshchennia yakosti medychnykh zobrazen [Application of deep neural networks for improving the quality of medical images]. Visnyk KhNTU, no. 2, pp. 45–52. (in Ukrainian).
8. Litvinova T., Marchenko A., Klymenko V. (2022) Application of convolutional neural networks for dental image classification. Ukrainian Journal of Radiology, vol. 30(3), pp. 87–95. DOI: 10.32718/ujr202230308
9. Zhang Y., Jiang J., Chen D., Lv S., Yang Y. (2021) Denoising medical images using generative adversarial networks. Biomedical Signal Processing and Control, vol. 68, p. 102595. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.102595
10. Xu Y., Hosny A., Zeleznik R., Parmar C., Coroller T. P., Franco I., Mak R. H., Aerts H. (2019) Deep learning predicts lung cancer treatment response from serial medical imaging. Clinical Cancer Research, vol. 25(11), pp. 3266–3275. DOI: 10.1158/1078-0432.CCR-18-2495

Дата першого надходження рукопису до видання: 20.09.2025
 Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 14.10.2025
 Дата публікації: 28.11.2025