

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

ГРИНЮК ІВАН ОЛЕКСАНДРОВИЧ

УДК 004.932:616-073:57.087

ДИСЕРТАЦІЯ

**МЕТОД ТА ПРОГРАМНО-АПАРАТНИЙ ЗАСІБ ПІДВИЩЕННЯ
ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В УМОВАХ
НЕОДНОРІДНОГО ОСВІТЛЕННЯ ТА НЕСТАЦІОНАРНИХ
ДЕГРАДАЦІЙ**

163 – Біомедична інженерія

16 – Хімічна та біоінженерія

Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ І. О. Гринюк

Науковий керівник – Яворська Євгенія Богданівна, кандидат технічних наук,
доцент

Тернопіль – 2026

АНОТАЦІЯ

Гринюк І.О. Метод та програмно-апаратний засіб підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестаціонарних деградацій. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 163 – Біомедична інженерія. Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Тернопіль, 2026.

Підготовка здійснювалась на кафедрі біотехнічних систем Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя Міністерства освіти і науки України.

Дисертаційну роботу присвячено розв'язанню актуальної науково-практичної задачі біомедичної інженерії, що полягає у розробленні та науковому обґрунтуванні адаптивного багатокритеріального просторово-частотного методу і програмного засобу підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестаціонарних деградацій.

Інтраскопічні системи функціонують в умовах змінного освітлення, оптичного розсіювання в тканинах, наявності біологічних рідин, відблисків та артефактів руху. Традиційні методи підвищення якості зображень не повною мірою враховують фізичні особливості формування інтраскопічного сигналу, що може призводити до втрати анатомічно значущих структур або появи штучних артефактів. У зв'язку з цим актуальним є розроблення спеціалізованих адаптивних методів обробки, орієнтованих на збереження діагностично важливої інформації.

Актуальність теми зумовлена зростанням ролі інтраскопічних методів у клінічній практиці та необхідністю забезпечення високої діагностичної

інформативності зображень, що формуються у складному біологічному середовищі та зазнають впливу мультиплікативної неоднорідності освітлення, адитивно-мультиплікативних шумів і оптичних спотворень.

Особливо важливим є забезпечення стабільної якості інтраскопічних зображень засобами цифрової обробки, оскільки програмна компенсація деградацій дозволяє підвищити інформативність зображення без зміни апаратної конфігурації системи.

Метою дослідження є розроблення та наукове обґрунтування методу і програмно-апаратного засобу підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах складних оптичних та шумових спотворень.

Об'єкт дослідження – процес формування та обробки інтраскопічних зображень у системах медичної діагностики в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій.

Предмет дослідження – методи та програмно-апаратні засоби підвищення якості інтраскопічних зображень на основі адаптивної просторово-частотної компенсації деградаційних спотворень.

У першому розділі здійснено аналітичний огляд сучасних інтраскопічних діагностичних систем та методів підвищення якості медичних зображень. Проаналізовано фізичні фактори деградації, зокрема неоднорідність освітлення, адитивні та адитивно-мультиплікативні шумові складові, оптичні спотворення та артефакти руху. Встановлено обмеження класичних методів фільтрації та обґрунтовано необхідність формалізованої багатокритеріальної постановки задачі.

У другому розділі розроблено математичну модель формування інтраскопічного зображення, що описує взаємодію мультиплікативної складової освітлення та шумових компонент. На основі цієї моделі задачу підвищення якості сформульовано як задачу багатокритеріальної оптимізації. Розроблено адаптивний просторово-частотний метод, який поєднує

логарифмічну компенсацію освітлення та багатомасштабний аналіз із локально-адаптивною модифікацією коефіцієнтів. Проведений аналіз показав стійкість методу до нестационарних деградацій та змін умов формування зображення.

У третьому розділі розроблено алгоритмічну структуру запропонованого методу та реалізовано програмний модуль у середовищі MATLAB, що забезпечує можливість повторної перевірки результатів та подальшої інтеграції розробленого модуля до медичних діагностичних систем.

У четвертому розділі проведено експериментальні дослідження ефективності запропонованого методу. Виконано порівняльний аналіз із класичними методами обробки. За результатами об'єктивного оцінювання встановлено покращення показників структурної подібності (*SSIM*), контрастності (*CNR*) та стійкості до шумових деградацій порівняно з класичними методами цифрової обробки.

Наукова новизна одержаних результатів. У дисертаційній роботі одержано такі нові наукові результати:

1. Запропоновано адаптивний багатокритеріальний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень, який, на відміну від існуючих підходів, базується на фізично обґрунтованій математичній моделі формування зображення та забезпечує узгоджену обробку у просторовій і частотній областях з урахуванням локальних характеристик зображення. Запропонований підхід забезпечує підвищення інформативності інтраскопічних зображень за рахунок узгодженої компенсації локальних контрастних та шумових спотворень.

2. Вперше сформульовано багатокритеріальну постановку задачі підвищення якості інтраскопічних зображень, яка, на відміну від відомих, одночасно враховує критерії структурної подібності, контрастності та

збереження меж, що дозволило забезпечити баланс між пригніченням шумів та збереженням дрібних структурних елементів.

3. Удосконалено підхід до обробки інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних завад, який, на відміну від існуючих методів, враховує просторову варіативність освітлення та використовує адаптивну нормалізацію на основі локальних статистичних характеристик, що забезпечує підвищення стійкості обробки та зменшення втрати дрібних структурних деталей.

4. Удосконалено математичну модель формування інтраскопічного зображення, яка, на відміну від відомих моделей, враховує мультиплікативну складову освітлення та адитивно-мультиплікативний характер шумів, що дозволило більш адекватно описати процес формування зображення в реальних умовах інтраскопічної діагностики та підвищити точність подальшої обробки.

5. Набули подальшого розвитку методи оцінювання якості інтраскопічних зображень, які, на відміну від існуючих, доповнено комплексним використанням метрик *PSNR*, *SSIM*, *CNR* та *ROC*-аналізу із статистичною перевіркою значущості результатів, що дало змогу підвищити об'єктивність оцінювання ефективності методів обробки.

Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості інтеграції розробленого програмного модуля в існуючі інтраскопічні діагностичні системи без модифікації їх апаратної частини, що забезпечує можливість покращення візуалізації анатомічних структур та підвищення достовірності попереднього аналізу медичних зображень у клінічній практиці.

Основні положення дисертації апробовано на міжнародних і всеукраїнських науково-практичних конференціях. За результатами дослідження опубліковано 6 наукових праць, з яких 3 статті у фахових виданнях та 3 матеріали конференцій.

Ключові слова: інтраскопічна діагностика, обробка медичних зображень, багатокритеріальна оптимізація, адаптивний просторово-частотний метод, компенсація освітлення, нестаціонарні деградації, біомедична інженерія.

ABSTRACT

Hryniuk I.O. Method and Software-Hardware Tool for Enhancing the Quality of Intraoperative Images under Conditions of Non-Uniform Illumination and Non-Stationary Degradations. Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 163 – Biomedical Engineering. Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ternopil, 2026.

The dissertation is devoted to solving an actual scientific and practical problem in biomedical engineering, which consists in the development and scientific substantiation of an adaptive multicriteria spatial-frequency method and software tool for enhancing the quality of intraoperative images under conditions of non-uniform illumination and non-stationary degradations.

Intraoperative systems operate under conditions of variable illumination, optical scattering in tissues, the presence of biological fluids, glare, and motion artifacts. Traditional image enhancement methods do not fully take into account the physical features of intraoperative signal formation, which may lead to the loss of anatomically significant structures or the appearance of artificial artifacts. In this regard, the development of specialized adaptive processing methods focused on preserving diagnostically important information is of considerable relevance.

The relevance of the research topic is determined by the growing role of intraoperative methods in clinical practice and the need to ensure high diagnostic informativeness of images formed in a complex biological environment and affected by multiplicative illumination non-uniformity, additive-multiplicative noise, and optical distortions.

Ensuring stable quality of intraoperative images using digital processing methods is particularly important, since software-based compensation of degradations makes

it possible to improve image informativeness without changing the hardware configuration of the system.

The aim of the research is to develop and scientifically substantiate a method and a software-hardware tool for enhancing the quality of intrascopic images under conditions of complex optical and noise distortions.

The object of the research is the process of formation and processing of intrascopic images in medical diagnostic systems under conditions of non-uniform illumination and non-stationary degradations.

The subject of the research is methods and software-hardware tools for enhancing the quality of intrascopic images based on adaptive spatial-frequency compensation of degradation distortions.

The first chapter presents an analytical review of modern intrascopic diagnostic systems and methods for enhancing the quality of medical images. Physical degradation factors, including illumination non-uniformity, additive and additive-multiplicative noise components, optical distortions, and motion artifacts, are analyzed. The limitations of classical filtering methods are identified, and the necessity of a formalized multicriteria problem formulation is substantiated.

The second chapter develops a mathematical model of intrascopic image formation that describes the interaction between the multiplicative illumination component and noise components. Based on this model, the image enhancement problem is formulated as a multicriteria optimization problem. An adaptive spatial-frequency method combining logarithmic illumination compensation and multiscale analysis with locally adaptive coefficient modification is developed. The robustness of the method to non-stationary degradations and its invariance to changes in image formation conditions are theoretically substantiated.

The third chapter develops the algorithmic structure of the proposed method and implements a software module in the MATLAB environment, which provides

the possibility of repeated verification of the obtained results and further integration of the developed module into medical diagnostic systems.

The fourth chapter presents experimental studies of the effectiveness of the proposed method. A comparative analysis with classical processing methods is performed. According to the results of objective evaluation, improvements in structural similarity (SSIM), contrast (CNR), and robustness to noise degradations compared to classical digital image processing methods are established.

Scientific novelty of the obtained results. The dissertation presents the following new scientific results:

1. An adaptive multicriteria spatial-frequency method for enhancing the quality of intrascopic images is proposed. Unlike existing approaches, the proposed method is based on a physically substantiated mathematical model of image formation and provides coordinated processing in spatial and frequency domains while taking into account local image characteristics. The proposed approach improves the informativeness of intrascopic images through coordinated compensation of local contrast and noise distortions.

2. For the first time, a multicriteria formulation of the problem of enhancing the quality of intrascopic images has been developed. Unlike existing approaches, it simultaneously considers the criteria of structural similarity, contrast, and edge preservation, which made it possible to achieve a balance between noise suppression and preservation of fine structural elements.

3. The approach to processing intrascopic images under conditions of non-uniform illumination and non-stationary noise has been improved. In contrast to existing methods, the proposed approach takes into account spatial illumination variability and uses adaptive normalization based on local statistical characteristics, which increases processing robustness and reduces the loss of fine structural details.

4. The mathematical model of intrascopic image formation has been improved. Unlike known models, it takes into account the multiplicative

illumination component and the additive-multiplicative nature of noise, which made it possible to more adequately describe the process of image formation under real conditions of intrascopic diagnostics and improve the accuracy of further processing.

5. Methods for assessing the quality of intrascopic images have been further developed. Unlike existing approaches, they are supplemented by the integrated use of PSNR, SSIM, CNR metrics and ROC analysis with statistical significance testing of the obtained results, which increased the objectivity of evaluating the effectiveness of processing methods.

The practical significance of the obtained results lies in the possibility of integrating the developed software module into existing intrascopic diagnostic systems without modification of their hardware components, which provides improved visualization of anatomical structures and increases the reliability of preliminary analysis of medical images in clinical practice.

The main provisions of the dissertation were tested at international and national scientific and practical conferences. Based on the research results, 6 scientific publications were published, including 3 articles in professional scientific journals and 3 conference proceedings.

Keywords: intrascopic diagnostics, medical image processing, multicriteria optimization, adaptive spatial-frequency method, illumination compensation, non-stationary degradations, biomedical engineering.

ПЕРЕЛІК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Яворська Є. Б., Гринюк І. О. Метод адаптивної компенсації завад у зображеннях інтраскопічної візуалізації на основі вейвлет-аналізу та фільтрації локального контрасту. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2025. № 5. С. 83–88. DOI: 10.31649/1997-9266-2025-182-5-83-88. (Яворською Є. Б. сформульовано наукову концепцію адаптивної компенсації деградацій інтраскопічних зображень, визначено загальні напрями дослідження та здійснено наукове редагування матеріалів статті. Гринюком І. О. розроблено алгоритмічну структуру адаптивної компенсації завад у вейвлет-просторі, запропоновано механізм локально-адаптивної фільтрації контрасту для збереження анатомічних меж, виконано математичне формалізування процедури порогоування в багатомасштабному поданні, реалізовано програмну модель методу в середовищі MATLAB, проведено чисельні експерименти та аналіз ефективності).

2. Яворська Є. Б., Гринюк І. О. Застосування нейромережних технологій для підвищення інформативності медичних зображень. Вісник Херсонського національного технічного університету. 2025. Т. 2, № 3(94). С. 533–537. DOI: 10.35546/kntu2078-4481.2025.3.2.68. (Яворською Є. Б. визначено концептуальні засади використання нейромережних технологій у системах медичної візуалізації, здійснено постановку задачі та наукове узагальнення результатів. Гринюком І. О. виконано порівняльний аналіз нейромережних і класичних методів підвищення якості медичних зображень з позицій їх інтерпретованості та ризику генерації штучних структур, сформульовано критерії порівняння алгоритмічних і нейромережних підходів, проведено

експериментальне тестування моделей на медичних зображеннях, виконано обробку та інтерпретацію результатів).

3. Гринюк І. О. Розробка та експериментальне дослідження цифрового засобу покращення якості інтраскопічних зображень у системах медичної діагностики. Технічна інженерія. 2025. № 2(96). С. 52–57. DOI: 10.26642/ten-2025-2(96)-52-57. (Усі результати, наведені у публікації, отримані автором самостійно).

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

4. Yavorska E., Hryniuk I., Yavorskyu B., Tiutiunnyk O., Pinaiev B., Zhukov A., Dzierzak R., Marassulov U. Modern methods of image quality enhancement in intrascopic medical imaging: comparative analysis and development trends. Proceedings of SPIE. 2025. Vol. 14009. Art. 140090X. DOI: 10.1117/12.3099346. (Яворською Є. сформульовано наукову концепцію дослідження та здійснено загальне наукове керівництво роботою. Яворський Б. та Тютюнник О. брали участь у підготовці аналітичних матеріалів щодо сучасних методів цифрової обробки медичних зображень. Пінаєв Б. та Жуков А. здійснили аналіз сучасних підходів до просторово-частотної обробки зображень і методів адаптивної фільтрації. Дзіржак Р. та Марассулов У. брали участь у формуванні міжнародного аналітичного огляду сучасних тенденцій розвитку biomedical imaging systems. Гринюком І. О. проведено порівняльний аналіз сучасних методів підвищення якості інтраскопічних зображень, систематизовано підходи до багатомасштабної та адаптивної обробки, сформульовано тенденції розвитку методів з урахуванням біомедичних обмежень, підготовлено розділи, присвячені просторово-частотним алгоритмам, виконано аналітичне узагальнення результатів).

5. Yavorska E., Hryniuk I. Adaptive multiscale method and software tool for quality enhancement of endoscopic images in diagnostic systems. *Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice : Proceedings of the 6th International Scientific and Practical Conference*, February 16–18, 2026, Berlin, Germany. European Open Science Space, 2026. P. 285–289. URL: <https://www.eoss-conf.com/en/archive/scientific-exploration-bridging-theory-and-practice-16-02-26/>. (Яворською Є. Б. сформульовано загальну концепцію дослідження та визначено напрям експериментальних досліджень. Гринюком І. О. розроблено адаптивний багатомасштабний алгоритм обробки зображень, сформульовано принципи локально-адаптивного керування коефіцієнтами, реалізовано програмний інструмент для експериментальної верифікації, проведено експериментальні дослідження).

6. Yavorska E., Hryniuk I. Adaptive multicriterial spatial-frequency method for quality enhancement of intrascopic images under non-uniform illumination and nonstationary degradations. *Scientific Progress: Theories, Applications and Global Impact : Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference*, March 2–4, 2026, Braga, Portugal. European Open Science Space, 2026. P. 305–308. URL: <https://www.eoss-conf.com/en/archive/scientific-progress-theories-applications-and-global-impact-02-03-26/>. (Яворською Є. Б. сформульовано загальну концепцію дослідження та визначено напрям експериментальних досліджень. Гринюком І. О. зроблено формалізацію задачі підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій, розроблено адаптивний багатокритеріальний просторово-частотний метод обробки інтраскопічних зображень, побудовано алгоритмічну схему обробки зображення, що поєднує компенсацію освітлення та багатомасштабний аналіз, реалізовано програмний алгоритм методу у середовищі MATLAB, проведено експериментальне дослідження ефективності методу на тестових інтраскопічних зображеннях,

проаналізовано результати обробки та порівняння з існуючими методами підвищення якості медичних зображень).

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, СКОРОЧЕНЬ І
ТЕРМІНІВ

$I(x, y)$	Зареєстроване інтраскопічне зображення
$I_0(x, y)$	Вхідне зображення
$\hat{I}(x, y)$	Відновлене (підвищене за якістю) зображення
$L(x, y)$	Компонента освітлення
$R(x, y)$	Компонента відбиття
$N(x, y)$	Сумарна шумова складова
$n_a(x, y)$	Адитивний шум
$n_m(x, y)$	Мультиплікативний шум
$h(x, y)$	Імпульсна характеристика (PSF) оптичної системи
*	Оператор згортки
$\sigma(x, y)$	Локальна оцінка стандартного відхилення шуму
$S(x, y)$	Індикатор структурності (локальна енергія / градієнт)
$\omega(x, y)$	Адаптивний ваговий коефіцієнт
$A_j(x, y)$	Апроксимаційні коефіцієнти масштабу j
$D_{j,k}(x, y)$	Детальні коефіцієнти масштабу j та напрямку k
T	Порогове значення
ε	Малий додатний параметр
$\mathfrak{J}(\bullet)$	Функціонал якості
α_i	Вагові коефіцієнти у багатокритеріальному функціоналі
N	Кількість пікселів зображення
$O(N)$	Асимптотична обчислювальна складність

PSNR	Пікове співвідношення сигнал/шум (Peak Signal-to-Noise Ratio)
SSIM	Індекс структурної подібності (Structural Similarity Index)
CNR	Відношення контраст/шум (Contrast-to-Noise Ratio)
MSE	Середньоквадратична похибка (Mean Squared Error)
ROC	Крива «чутливість – хибнопозитивна частота» (Receiver Operating Characteristic)
AUC	Площа під ROC-кривою (Area Under the Curve)
TPR	Чутливість (True Positive Rate)
FPR	Частота хибнопозитивних результатів (False Positive Rate)
CI	Довірчий інтервал (Confidence Interval)
PSF	Функція розсіювання точки (Point Spread Function)
DWT	Дискретне вейвлет-перетворення (Discrete Wavelet Transform)
CLAHE	Адаптивна еквалізація гістограми з обмеженням контрасту (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)
MAD	Медіанне абсолютне відхилення (Median Absolute Deviation)
ROI	Область інтересу (Region of Interest)
DeLong test	Статистичний тест для порівняння ROC-кривих
MATLAB	Середовище чисельного моделювання (Matrix Laboratory)
Image Processing Toolbox	Пакет обробки зображень MATLAB
Wavelet Toolbox	Пакет вейвлет-аналізу MATLAB
CPU	Центральний процесор (Central Processing Unit)
GPU	Графічний процесор (Graphics Processing Unit)

ЗМІСТ

ВСТУП	19
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ ІНТРАСКОПІЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ ТА МЕТОДІВ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ.....	27
1.1 Системи інтраскопічної діагностики та особливості формування зображень.....	27
1.2 Основні фактори деградації інтраскопічних зображень.....	30
1.3 Огляд класичних методів підвищення якості медичних зображень.	36
1.4 Сучасні адаптивні та інтелектуальні методи підвищення якості інтраскопічних зображень.....	40
1.5 Порівняльний аналіз підходів та обґрунтування напряму досліджень.....	45
Висновки до розділу 1	53
РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА РОЗРОБКА МЕТОДУ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	55
2.1 Математична модель формування інтраскопічного зображення....	55
2.2 Постановка задачі підвищення якості інтраскопічних зображень .	60
2.3 Розробка запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень.....	63
2.4 Теоретичне обґрунтування ефективності запропонованого методу.....	68
Висновки до розділу 2	72
РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНО-АПАРАТНИЙ ЗАСІБ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТОДУ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	73
3.1 Загальна архітектура програмно-апаратного засобу	74
3.2 Структура програмного забезпечення	76
3.3 Алгоритмічний pipeline обробки інтраскопічних зображень	83
3.4 Особливості реалізації в середовищі MATLAB R2014a.....	84

3.5 Інтеграція програмно-апаратного засобу у системи інтраскопічної діагностики	88
Висновки до розділу 3	90
РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ	92
4.1 Методика проведення експериментальних досліджень.....	92
4.2 Набір тестових інтраскопічних зображень.....	93
4.3 Методи порівняння	95
4.4.Кількісне оцінювання якості інтраскопічних зображень	98
4.5 Статистичний аналіз результатів	111
Висновки до розділу 4	120
ВИСНОВКИ.....	123
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	126
ДОДАТКИ.....	137

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасний розвиток медичної діагностики характеризується широким впровадженням інтраскопічних методів дослідження, що забезпечують візуалізацію внутрішніх органів і тканин у режимі реального часу. Інтраскопічні системи активно застосовуються в гастроентерології, пульмонології, урології, гінекології та малоінвазивній хірургії. Якість сформованих зображень безпосередньо впливає на точність клінічної інтерпретації, своєчасність виявлення патологічних змін та ефективність прийняття лікувальних рішень.

Формування інтраскопічного зображення відбувається в умовах складного біологічного середовища та супроводжується впливом низки деградаційних факторів: неоднорідністю освітлення, оптичним розсіюванням у тканинах, наявністю відблисків, адитивними та мультиплікативними шумовими складовими, артефактами руху. Зазначені фактори знижують контрастність, просторову чіткість та структурну інформативність зображень, що може призводити до втрати діагностично значущих ознак або їх викривлення.

Більшість існуючих методів підвищення якості зображень орієнтовані на загальні задачі цифрової обробки та не повною мірою враховують фізичні особливості формування інтраскопічного сигналу, мультиплікативну природу освітлення та нестаціонарний характер деградацій. Використання стандартних фільтраційних або контрастуючих підходів може спричиняти втрату анатомічно значущих структур або появу штучних артефактів, що є неприпустимим у медичній практиці.

Залишається актуальним питання розроблення методів, які базуються на фізично обґрунтованій математичній моделі формування інтраскопічного

зображення, забезпечують багатокритеріальну оптимізацію його якості та дозволяють компенсувати деградації програмними засобами без зміни апаратної частини системи.

Отже, розроблення методу та програмно-апаратного засобу підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій є актуальною науково-практичною задачею біомедичної інженерії.

Зв'язок теми дисертації з державними програмами, науковими напрямами університету та кафедри. Дисертаційна робота виконана відповідно до плану наукових досліджень кафедри біотехнічних систем Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя у межах напряму, пов'язаного з розробленням інформаційних технологій обробки біомедичних сигналів і зображень та створенням інтелектуальних діагностичних систем.

Результати дослідження відповідають пріоритетним напрямкам розвитку науки і техніки у сфері медичних інформаційних систем, цифрової діагностики та телемедицини.

За тематикою досліджень здобувач брав участь у виконанні науково-дослідної роботи «Інформаційні технології Data Science та Big Data в кіберфізичних системах медико-біологічних процесів» (2022–2024 рр., керівник – д.т.н., проф. А.С. Сверстюк, Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського). Номер державної реєстрації № 0122U000030.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є розроблення та наукове обґрунтування методу і програмно-апаратного засобу підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах складних оптичних та шумових спотворень.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

1. Побудувати та теоретично обґрунтувати математичну модель формування інтраскопічного зображення, яка враховує мультиплікативну природу освітлення, адитивно-мультиплікативні шумові складові та їх нестационарний характер.

2. Сформулювати задачу підвищення якості інтраскопічного зображення як багатокритеріальну задачу оптимізації, що передбачає одночасну максимізацію структурної подібності та контрастності за умови збереження просторової регулярності та відсутності штучних артефактів.

3. Розробити адаптивний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень, що поєднує логарифмічну компенсацію мультиплікативної складової освітлення та багатомасштабний аналіз із локально-адаптивною модифікацією коефіцієнтів.

4. Теоретично обґрунтувати властивості запропонованого методу, зокрема інваріантність до змін умов освітлення та стійкість до нестационарних деградацій.

5. Розробити формалізовану процедуру оцінювання якості інтраскопічних зображень у багатокритеріальній постановці на основі метрик структурної подібності та контрастності.

6. Реалізувати програмно-апаратний засіб на основі запропонованого методу та здійснити його експериментальну верифікацію з використанням статистичного аналізу, включаючи ROC-аналіз та тест DeLong.

Поставлені у роботі завдання безпосередньо визначають структуру дослідження та забезпечують досягнення сформульованої мети, що відображено у відповідних розділах дисертації.

Об'єктом дослідження є процес формування та обробки інтраскопічних зображень у системах медичної діагностики в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій.

Предмет дослідження – методи та програмно-апаратні засоби підвищення якості інтраскопічних зображень на основі адаптивної просторово-частотної компенсації деградаційних спотворень.

Методи дослідження. У роботі використано методи математичного моделювання процесу формування зображень, теорії багатокритеріальної оптимізації, цифрової обробки сигналів і зображень, багатомасштабного аналізу, адаптивної модифікації коефіцієнтів у частотному просторі, статистичні методи оцінювання якості (SSIM, CNR, ROC-аналіз, тест DeLong), а також методи експериментальної верифікації результатів.

Теоретичну основу дослідження становлять положення теорії сигналів, цифрової обробки зображень та методів багатокритеріальної оптимізації.

Наукова новизна одержаних результатів. У дисертаційній роботі:

1. Запропоновано адаптивний багатокритеріальний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень, який, на відміну від існуючих підходів, базується на фізично обґрунтованій математичній моделі формування зображення та забезпечує узгоджену обробку у просторовій і частотній областях з урахуванням локальних характеристик зображення. Запропонований підхід забезпечує підвищення інформативності інтраскопічних зображень за рахунок узгодженої компенсації локальних контрастних та шумових спотворень.

2. Вперше сформульовано багатокритеріальну постановку задачі підвищення якості інтраскопічних зображень, яка, на відміну від відомих, одночасно враховує критерії структурної подібності, контрастності та збереження меж, що дозволило забезпечити баланс між пригніченням шумів та збереженням дрібних структурних елементів.

3. Удосконалено підхід до обробки інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестаціонарних завад, який, на відміну від існуючих методів, враховує просторову варіативність освітлення та

використовує адаптивну нормалізацію на основі локальних статистичних характеристик, що забезпечує підвищення стійкості обробки та зменшення втрати дрібних структурних деталей.

4. Удосконалено математичну модель формування інтраскопічного зображення, яка, на відміну від відомих моделей, враховує мультиплікативну складову освітлення та адитивно-мультиплікативний характер шумів, що дозволило більш адекватно описати процес формування зображення в реальних умовах інтраскопічної діагностики та підвищити точність подальшої обробки.

5. Набули подальшого розвитку методи оцінювання якості інтраскопічних зображень, які, на відміну від існуючих підходів, доповнено комплексним використанням метрик *PSNR*, *SSIM*, *CNR* та *ROC*-аналізу із статистичною перевіркою значущості результатів, що дало змогу підвищити об'єктивність оцінювання ефективності методів обробки.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблений метод і програмно-апаратний засіб можуть бути інтегровані у програмне забезпечення інтраскопічних діагностичних систем без зміни їх апаратної конфігурації. Метод не потребує зміни апаратної конфігурації інтраскопічних систем та може бути реалізований засобами програмної модернізації існуючих комплексів. Запропонований підхід забезпечує програмну компенсацію деградацій та може бути використаний у клінічній практиці, телемедичних комплексах, системах підтримки прийняття лікарських рішень, а також у навчальному процесі підготовки фахівців з біомедичної інженерії.

Особистий внесок. Основні наукові результати, що становлять зміст дисертаційної роботи, отримані здобувачем самостійно. Дисертаційне дослідження виконано на всіх етапах – від постановки задачі до експериментальної верифікації та узагальнення результатів.

У межах виконання роботи здобувачем:

– здійснено системний аналіз сучасних методів підвищення якості інтраскопічних зображень та визначено їх обмеження в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій;

– розроблено математичну модель формування інтраскопічного зображення, що враховує мультиплікативну складову освітлення, адитивні та мультиплікативні шумові компоненти, а також вплив передавальної характеристики оптичної системи;

– формалізовано задачу підвищення якості інтраскопічних зображень як багатокритеріальну оптимізаційну задачу з урахуванням структурної подібності, контрастності, просторової регулярності та обмеження на відсутність штучних артефактів;

– розроблено адаптивний багатокритеріальний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень на основі логарифмічної компенсації мультиплікативної складової освітлення та багатомасштабного подання із локально-адаптивним керуванням коефіцієнтами обробки;

– теоретично обґрунтовано властивості запропонованого методу, зокрема його інваріантність до змін умов освітлення та стійкість до нестационарних деградацій;

– розроблено математичний опис адаптивного просторово-частотного оператора з локально-змінними ваговими коефіцієнтами, що забезпечують селективне пригнічення шумових складових із збереженням анатомічно значущих структур;

– реалізовано програмний алгоритм обробки інтраскопічних зображень у середовищі MATLAB та розроблено структуру програмно-апаратного засобу реалізації запропонованого методу;

– проведено експериментальні дослідження ефективності методу на реальних і напівсинтетичних інтраскопічних зображеннях, виконано кількісне оцінювання результатів із застосуванням метрик *SSIM*, *CNR* та ентропії;

– здійснено розширену статистичну верифікацію результатів із використанням *ROC*-аналізу, оцінювання площі під кривою (AUC), визначення 95% довірчих інтервалів та перевірки статистичної значущості відмінностей методом DeLong;

– виконано узагальнення та інтерпретацію отриманих результатів, сформульовано загальні висновки та практичні рекомендації щодо інтеграції розробленого підходу у системи інтраскопічної діагностики.

У співавторських наукових працях здобувачу належать результати, отримані ним особисто в межах виконання дисертаційного дослідження. Внесок інших співавторів полягав у формуванні загальної наукової проблематики, науковому консультуванні, обговоренні отриманих результатів та редагуванні матеріалів.

Апробація результатів дисертації. Основні положення дисертації доповідалися та обговорювалися на міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференціях: 6-та міжнародна науково-практична конференція «Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice» (February 16-18, 2026, Berlin, Germany), 3-я Міжнародна науково-практична конференція «Scientific Progress: Theories, Applications and Global Impact» (March 2-4, 2026, Braga, Portugal).

Також результати дисертаційних досліджень доповідалося на наукових семінарах кафедри біотехнічних систем ТНТУ ім. І. Пулюя (2022–2026 рр.)

Наукові праці за тематикою дослідження. Основні наукові результати дисертації опубліковано в 6 працях, зокрема: трьох статтях у наукових фахових періодичних виданнях, здійснено апробацію на міжнародних наукових конференціях з опублікуванням 3-ох тез (одна теза у входить до міжнародних наукометричних баз Web of Science та Scopus).

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел із 89

найменувань та 3 додатків. Загальний обсяг дисертації становить 163 сторінки, основна частина дисертації становить 106 сторінок, містить 20 рисунків та 6 таблиць.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ СИСТЕМ ІНТРАСКОПІЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ ТА МЕТОДІВ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ

Результати аналізу сучасного стану досліджень у галузі підвищення якості медичних та інтраскопічних зображень частково відображені у наукових працях автора [41, 45], де здійснено огляд сучасних підходів до покращення інформативності медичних зображень та визначено основні обмеження існуючих алгоритмів обробки. Узагальнення цих результатів стало підґрунтям для формування постановки задачі дослідження та обґрунтування напрямів подальшого розвитку методів підвищення якості інтраскопічних зображень.

1.1 Системи інтраскопічної діагностики та особливості формування зображень

Інтраскопічні методи дослідження відіграють ключову роль у сучасній клінічній практиці [1-3], забезпечуючи можливість безпосереднього візуального дослідження внутрішніх органів і порожнин організму без виконання широких хірургічних втручань. До основних переваг інтраскопічної діагностики належать мінімальна інвазивність, висока інформативність та можливість поєднання діагностичних і лікувальних процедур у межах одного клінічного втручання.

Сучасні системи інтраскопічної діагностики є складними біомедичними комплексами, що поєднують оптичні, електронні, сенсорні та програмні компоненти [4, 5]. Типова інтраскопічна система (див. рис. 1.1) включає джерело освітлення, оптичний тракт, сенсор формування зображення, модулі попередньої обробки сигналів та програмне забезпечення для візуалізації і

збереження отриманих даних. Саме на етапі формування та первинної обробки зображення виникає більшість факторів, що обмежують його якість і діагностичну цінність.

Залежно від клінічного призначення та фізичних принципів формування зображення інтраскопічні системи поділяються на ендоскопічні, лапароскопічні, артроскопічні, бронхоскопічні, а також спеціалізовані інтраскопічні системи, зокрема капсульну ендоскопію та оптичну когерентну томографію. Незважаючи на відмінності у конструкції та області застосування, всі ці системи функціонують в умовах оптично неоднорідного біологічного середовища, що суттєво ускладнює процес формування якісного зображення [6], [7], [8].

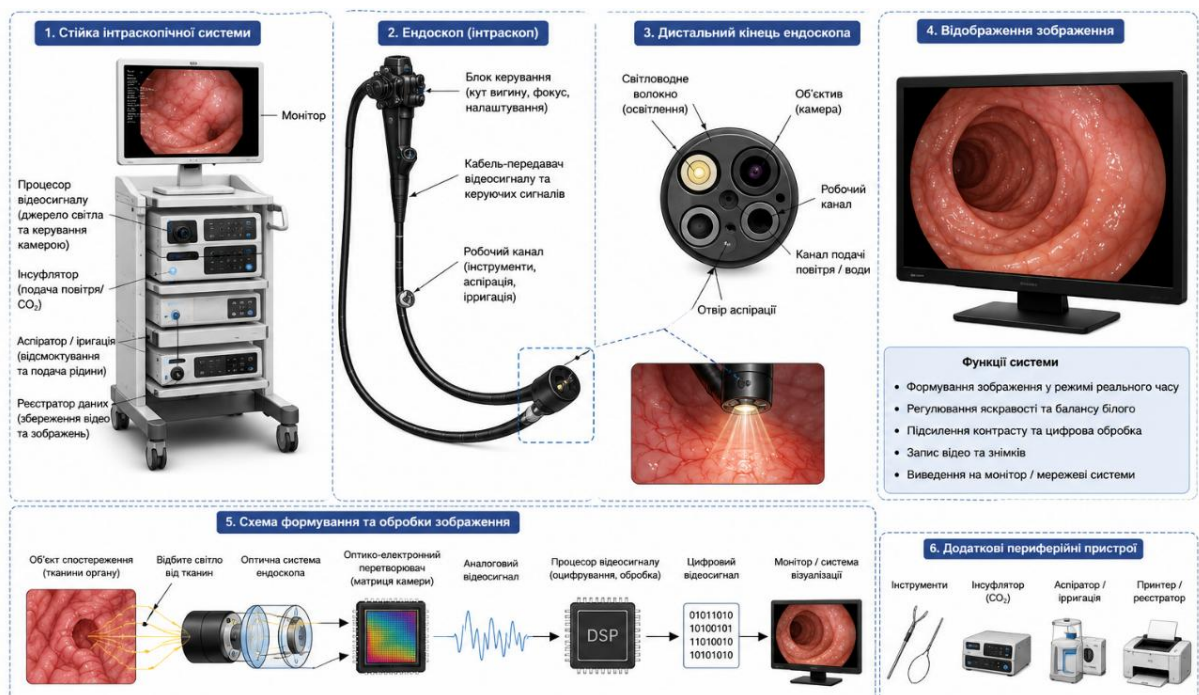


Рис 1.1 Структурна схема типової інтраскопічної системи формування, реєстрації та відображення зображень

Формування інтраскопічного зображення (див. рис.1.2) відбувається в умовах обмеженого простору, нестабільного освітлення та значної варіабельності оптичних властивостей біологічних тканин. Світловий потік, проходячи через біологічне середовище, зазнає багаторазового розсіювання, поглинання та відбиття, що призводить до зниження контрасту, появи шумів і спотворень текстурних ознак [6], [8], [9]. Додатковим ускладнюючим фактором є наявність рідин, слизу та рухомих структур, які спричиняють динамічні артефакти та нестационарні спотворення зображення.

Важливу роль у формуванні інтраскопічного зображення відіграє система освітлення. Обмежена потужність джерела світла, нерівномірність освітлення поля огляду та зміна відстані між джерелом світла і досліджуваною поверхнею призводять до появи зон пересвічування та затемнення [7], [9], [10]. У таких умовах класичні методи автоматичної корекції яскравості та контрасту виявляються малоефективними або призводять до втрати анатомічно значущих деталей.

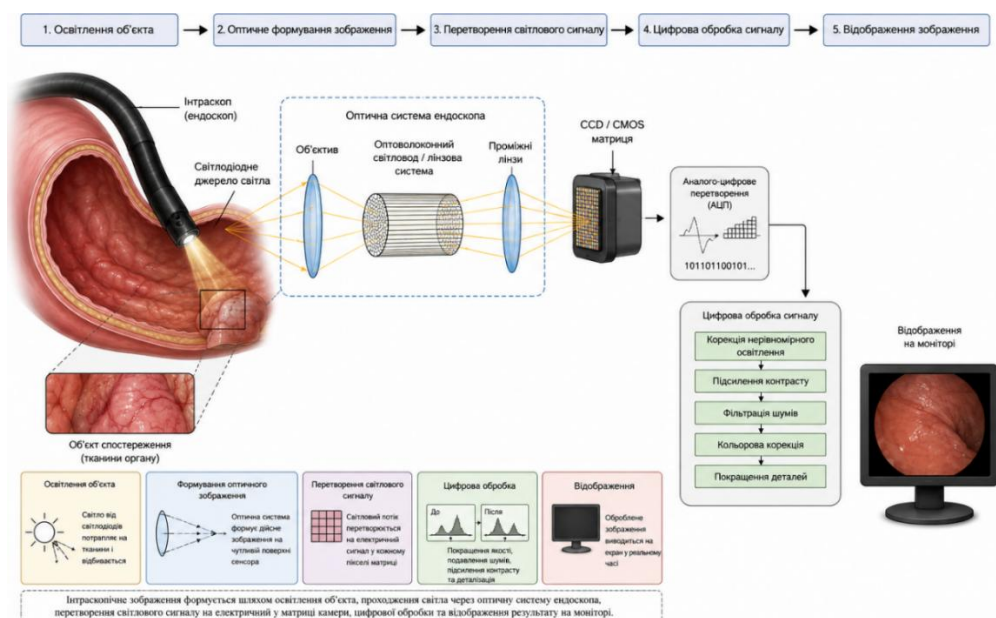


Рис.1.2 Візуалізація формування інтраскопічного зображення

Сенсорні елементи інтраскопічних систем, як правило, працюють в умовах обмеженої апертури та підвищених вимог до мініатюризації, що негативно впливає на співвідношення сигнал/шум. Внаслідок цього інтраскопічні зображення характеризуються наявністю як адитивних, так і мультиплікативних шумів, що мають нестационарний характер та залежать від умов зйомки і властивостей досліджуваного біологічного середовища [8], [10], [22].

Особливістю інтраскопічної діагностики є також те, що кінцевим користувачем зображення є лікар, для якого важливим є не лише формальна якість зображення, а передусім його діагностична інформативність. Надмірна фільтрація або агресивне підвищення контрасту можуть призводити до втрати тонких анатомічних структур, що ускладнює або навіть спотворює клінічну інтерпретацію отриманих даних.

З наведеного випливає – підвищення якості інтраскопічних зображень є складною міждисциплінарною задачею, що потребує одночасного врахування фізичних принципів формування зображення, особливостей біологічного середовища та вимог клінічної діагностики. Це обумовлює необхідність розробки спеціалізованих методів і засобів обробки інтраскопічних зображень, адаптованих до умов їх формування та спрямованих на підвищення діагностичної інформативності [6], [7], [21].

1.2 Основні фактори деградації інтраскопічних зображень

Незважаючи на значну кількість досліджень у галузі цифрової обробки зображень, існуючі методи не забезпечують достатньої ефективності в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних завад, характерних для інтраскопічних систем (див. рис. 1.3). Це обмежує їх практичне застосування та визначає актуальність розроблення адаптивних підходів.

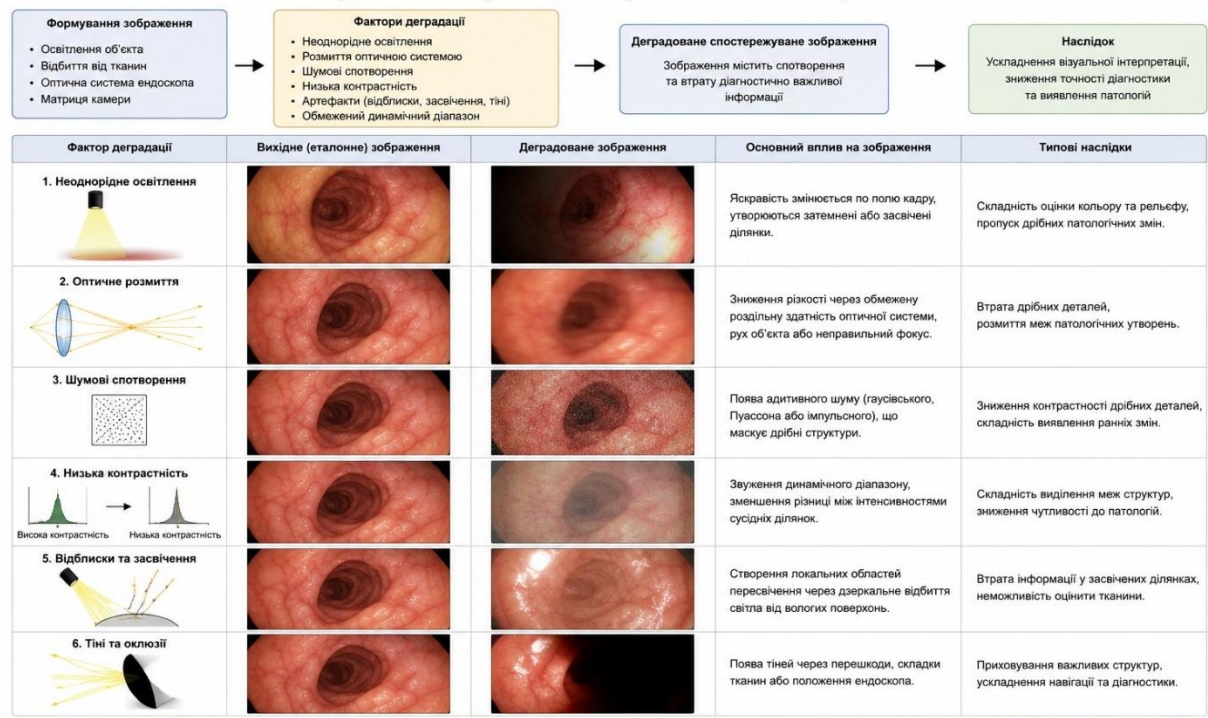


Рис. 1.3 Приклад деградації інтраскопічних зображень

1.2.1. Вплив біологічного середовища на формування зображення.

Біологічні тканини мають складні оптичні властивості, що включають поглинання, багаторазове розсіювання та анізотропію світлового потоку [6, 11]. Внаслідок цього значна частина відбитого випромінювання зазнає некерованих змін напрямку поширення, що призводить до зниження локального та глобального контрасту зображення. Особливо вираженим цей ефект є при дослідженні слизових оболонок, судинних структур та вологих поверхонь, де додатково виникають дзеркальні відблиски.

Наявність біологічних рідин, таких як слиз або кров, суттєво ускладнює процес формування зображення, оскільки вони створюють оптично неоднорідні шари між об'єктом спостереження та оптичною системою [12], [21]. Це призводить до появи локальних зон затемнення, зниження різкості та

спотворення текстурних ознак, які мають критичне значення для клінічної інтерпретації.

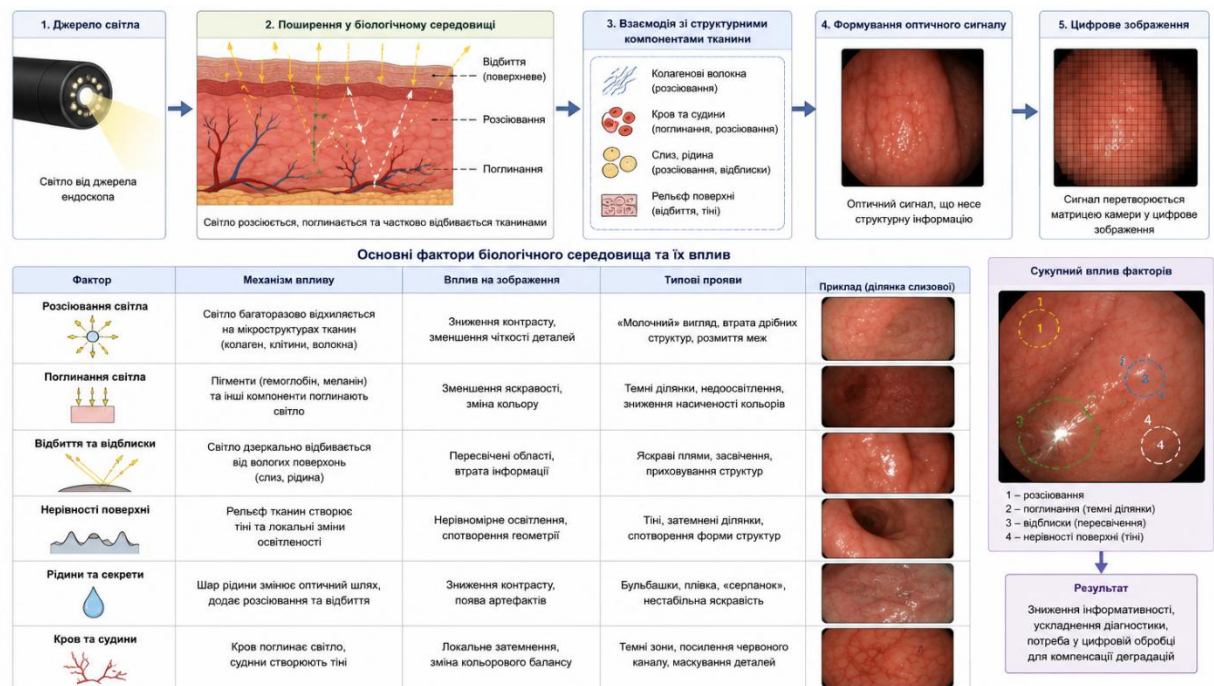


Рис. 1.4 Схема впливу біологічного середовища на процес формування інтраскопічного зображення

З рисунка 1.4 видно, що розсіювання, поглинання, відбиття та неоднорідність структури біологічних тканин є основними джерелами деградації інтраскопічних зображень, що обумовлює необхідність застосування спеціалізованих методів цифрової обробки.

1.2.2. Неоднорідність та нестабільність освітлення.

Одним із ключових факторів деградації інтраскопічних зображень є неоднорідність освітлення поля огляду [7, 13]. Обмежений простір інтраскопічних систем, змінна відстань між джерелом світла та

досліджуваною поверхнею, а також геометрія оптичного тракту призводять до значних варіацій яскравості в межах одного кадру.

У практичних умовах це проявляється у вигляді зон пересвічування поблизу джерела освітлення та затемнених ділянок на периферії зображення [9], [21], [24]. Такі нерівномірності освітлення ускладнюють виявлення дрібних патологічних змін і знижують ефективність класичних методів глобальної корекції контрасту, які не враховують локальних особливостей сцени.

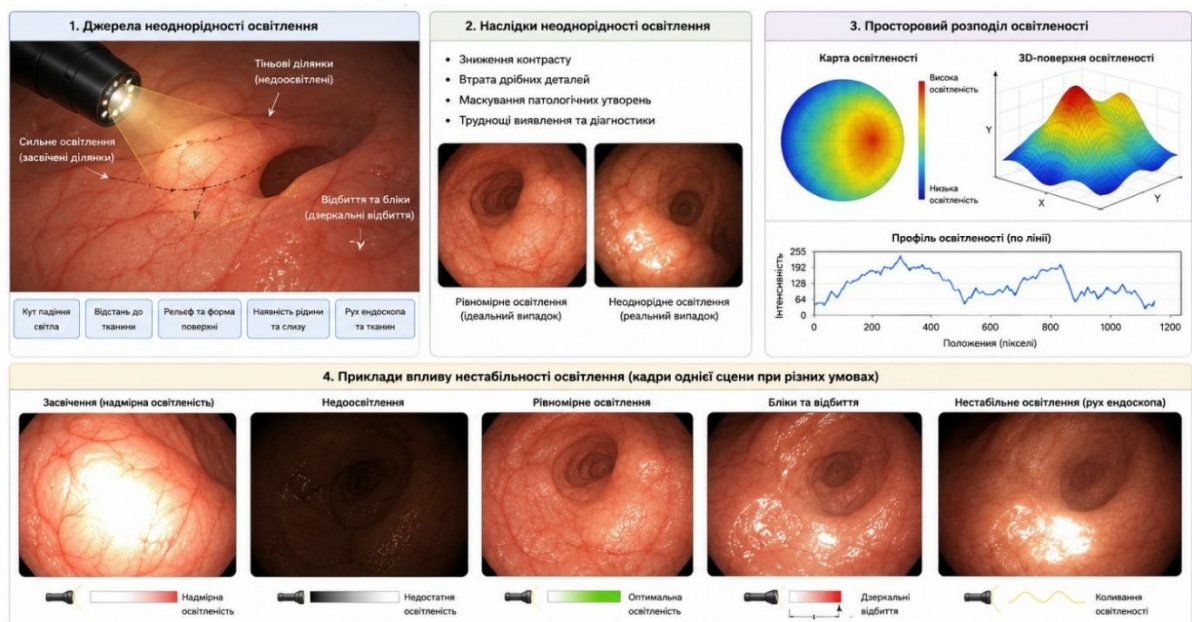


Рис. 1.5 Вплив неоднорідності та нестабільності освітлення на якість інтраскопічних зображень

Як видно, з рисунку 1.5, нерівномірний розподіл освітленості, локальні засвічення, тіньові області та нестабільність світлового потоку призводять до зниження контрастності, втрати дрібних деталей і появи артефактів, що ускладнює візуальну інтерпретацію та потребує застосування методів цифрової компенсації освітлення.

1.2.3. Шумові складові інтраскопічних зображень.

Інтраскопічні зображення характеризуються наявністю як адитивних, так і мультиплікативних шумів, що мають нестационарний характер [8, 14]. Адитивні шуми зумовлені електронними властивостями сенсорів, підсилювальних трактів та процесами аналого-цифрового перетворення. Мультиплікативні шуми, зокрема спекл-шум [22], [23], [43], виникають унаслідок когерентних ефектів та взаємодії світлового потоку з мікроструктурою біологічних тканин.

Важливою особливістю є те, що рівень та спектральні характеристики шумів істотно змінюються залежно від умов зйомки, типу тканини та параметрів освітлення. Це обмежує ефективність фіксованих фільтраційних підходів і зумовлює необхідність застосування адаптивних методів обробки зображень.

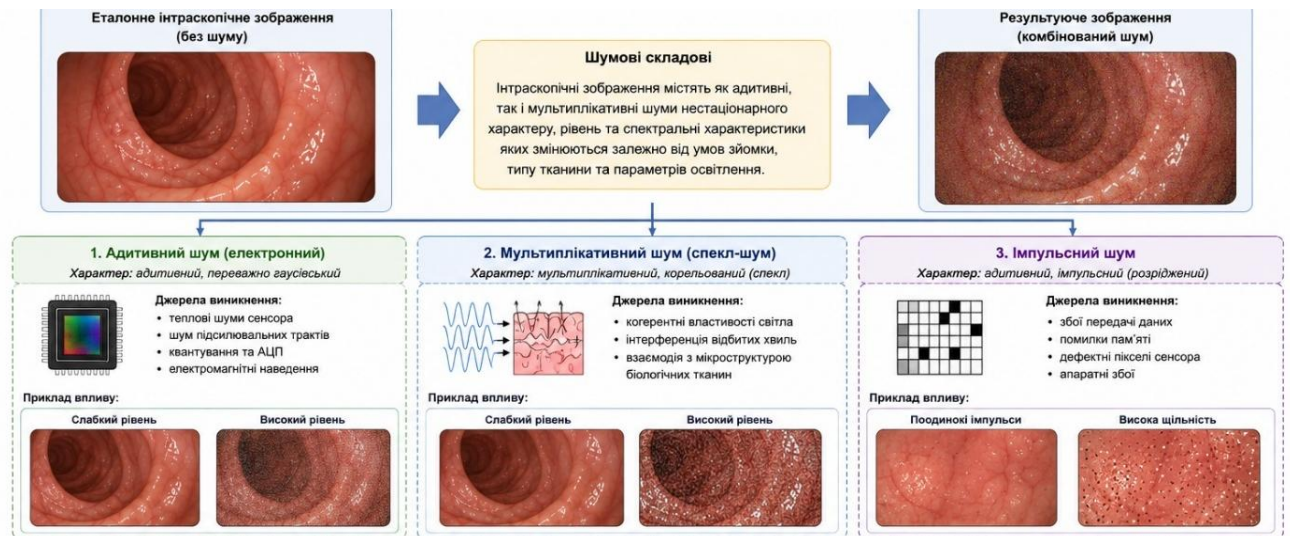


Рис. 1.6 Основні типи шумових складових інтраскопічних зображень та їх вплив на якість візуалізації

1.2.4. Артефакти руху та динамічні спотворення.

Процес інтраскопічної діагностики супроводжується постійними рухами як самого інструменту, так і досліджуваних органів. Дихальні рухи, перистальтика, пульсація судин та мікрорухи лікаря призводять до появи артефактів руху, розмиття контурів і тимчасових спотворень геометрії об'єктів [16].

Динамічний характер таких артефактів ускладнює їх компенсацію традиційними методами, орієнтованими на обробку статичних зображень. У результаті знижується чіткість анатомічних меж та погіршується сприйняття просторових співвідношень між структурами [24], [28].

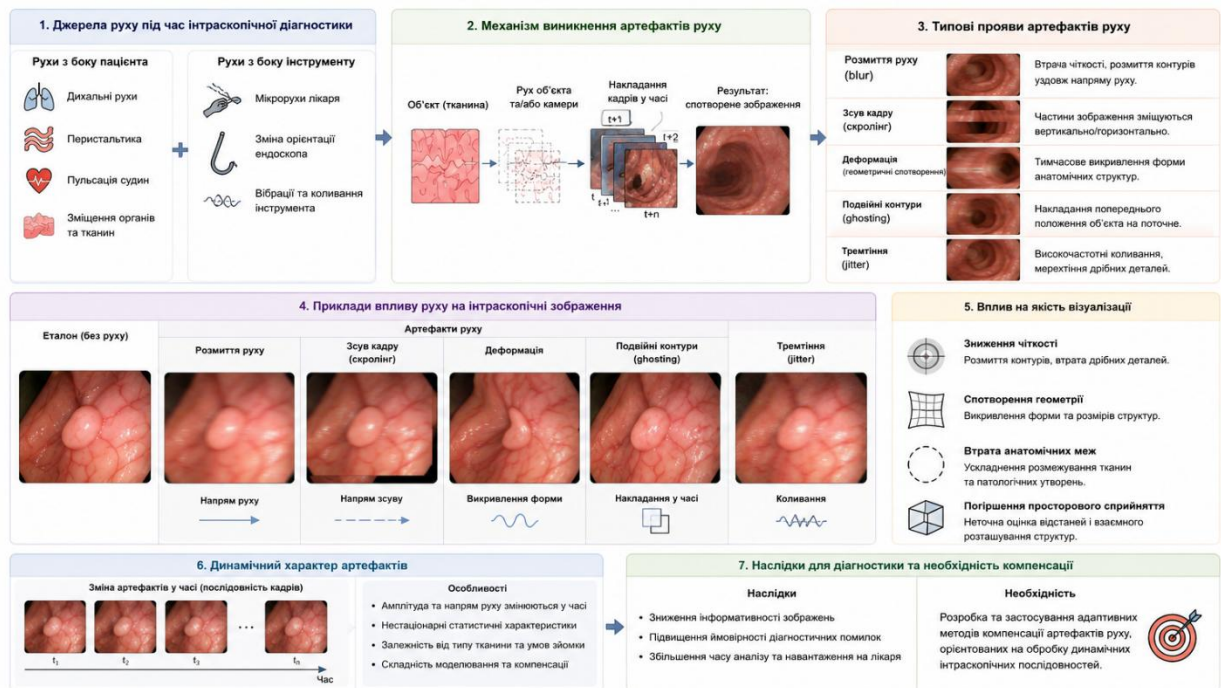


Рис. 1.7 Вплив рухів об'єкта дослідження та ендоскопічного інструмента на якість інтраскопічних зображень

Як показано на рис. 1.7, дихальні рухи, перистальтика, пульсація судин та переміщення ендоскопічного інструмента спричиняють виникнення часово-змінних спотворень, що проявляються у вигляді розмиття контурів, деформації анатомічних структур та втрати просторової деталізації зображення.

1.2.5. Обмеження, пов'язані з мініатюризацією сенсорів.

Вимоги до мініатюризації інтраскопічних систем обмежують розміри та оптичні характеристики сенсорів формування зображення. Мала апертура, зменшена світлочутливість та обмежений динамічний діапазон призводять до зниження співвідношення сигнал/шум та втрати деталей у темних або пересвітлених ділянках зображення [5, 17].

Ці обмеження особливо критичні при роботі в умовах низької освітленості або при необхідності високої частоти кадрів, що додатково ускладнює завдання забезпечення високої якості зображень.

Таким чином, деградація інтраскопічних зображень має комплексний характер і зумовлена взаємодією біологічних, оптичних та електронних факторів. Нестационарність шумів, неоднорідність освітлення та наявність динамічних артефактів обмежують ефективність традиційних методів обробки зображень і обумовлюють необхідність розробки адаптивних підходів, орієнтованих на збереження анатомічно значущої інформації та підвищення діагностичної інформативності [21], [22].

1.3. Огляд класичних методів підвищення якості медичних зображень

Сучасні підходи до цифрової обробки біомедичних зображень включають адаптивні процедури попередньої фільтрації та аналізу візуальних

даних, що застосовуються у системах дистанційного моніторингу та комп'ютерної діагностики [18].

У сучасних біомедичних дослідженнях активно використовуються методи томографічної та поляризаційної візуалізації для аналізу структур біологічних тканин [19].

Підвищення якості медичних зображень є однією з базових задач цифрової обробки сигналів та зображень, що широко досліджується у контексті діагностичних систем різного призначення.

Класичні методи покращення якості зображень були розроблені переважно для умов відносно стабільного освітлення та стаціонарних шумових характеристик, що обмежує їх ефективність при застосуванні в інтраскопічних системах [2, 3,7].

1.3.1. Методи просторової фільтрації.

Просторові методи фільтрації ґрунтуються на локальній обробці піксельних значень з використанням ковзних вікон або масок фільтрів. До найбільш поширених належать лінійні фільтри згладжування, медіанні фільтри та адаптивні фільтри шумозаглушення.

Лінійні фільтри ефективно зменшують адитивні шуми, однак при цьому призводять до розмиття контурів і зниження різкості анатомічних меж [10], [39], [40]. Медіанні фільтри добре пригнічують імпульсні завади, проте малоефективні щодо мультиплікативних шумів, характерних для інтраскопічних зображень [22]. Адаптивні просторові фільтри частково враховують локальні властивості зображення, однак їх ефективність істотно залежить від правильного вибору параметрів, що ускладнює застосування в умовах нестационарних спотворень [25], [26].

1.3.2. Частотні методи обробки зображень.

Частотні методи базуються на представленні зображення у спектральній області та модифікації його частотних компонентів. До таких методів належать фільтрація у частотній області [10], [30], [31], гомоморфна обробка та використання фільтрів Вінера [39], [40].

Перевагою частотних методів є можливість селективного пригнічення шумів у певних діапазонах частот. Проте в умовах інтраскопічної діагностики, де корисна інформація та шумові компоненти часто перекриваються у спектральній області, такі підходи не забезпечують достатньої селективності. Це може призводити як до недостатнього шумозаглушення, так і до втрати дрібних анатомічних деталей.

1.3.3. Методи корекції яскравості та контрасту.

Широко застосовуються методи глобальної та локальної корекції контрасту, зокрема лінійне розтягування гістограми, еквалізація гістограми [10], [39] та її адаптивні модифікації [11], [12], [39]. Такі методи дозволяють підвищити візуальну привабливість зображення та покращити сприйняття структур з низьким контрастом.

Однак при роботі з інтраскопічними зображеннями глобальні методи часто призводять до пересвічування окремих ділянок або до посилення шумів у темних зонах. Адаптивні методи, хоча і демонструють кращі результати, можуть створювати штучні контрастні межі та спотворювати природну текстуру біологічних тканин, що негативно впливає на клінічну інтерпретацію [5], [17].

1.3.4. Морфологічні методи обробки.

Морфологічні операції, такі як ерозія, дилатація, відкриття та закриття, використовуються для виділення структурних елементів зображення та пригнічення фонових завад [27]. Вони ефективні для задач сегментації та підкреслення геометричних форм.

Разом з тим, морфологічні методи потребують апріорних знань про форму та розміри об'єктів інтересу. В умовах інтраскопічної діагностики, де анатомічні структури мають складну та змінну геометрію, застосування таких методів без адаптації може призводити до втрати важливої діагностичної інформації.

1.3.5. Обмеження класичних методів у задачах інтроскопії.

Аналіз класичних методів підвищення якості зображень показує, що більшість із них орієнтована на вирішення окремих задач, таких як пригнічення шумів або підвищення контрасту, без комплексного врахування специфіки формування інтраскопічних зображень. Основними обмеженнями є відсутність адаптації до нестационарних умов, недостатній облік фізичних властивостей біологічних тканин та ризик втрати анатомічно значущих деталей.

У зв'язку з цим постає необхідність розробки спеціалізованих методів, які поєднують просторові та частотні підходи, враховують біомедичні особливості інтраскопічних систем і орієнтовані на підвищення діагностичної інформативності зображень.

У результаті проведеного аналізу сучасних підходів встановлено, що існуючі методи мають обмеження. Виникає необхідність розроблення

адаптивного просторово-частотного методу підвищення якості інтраскопічних зображень, що визначає логіку подальших досліджень.

1.4. Сучасні адаптивні та інтелектуальні методи підвищення якості інтраскопічних зображень

Розвиток цифрових сенсорів, обчислювальних засобів та методів обробки даних сприяв формуванню нового класу підходів до підвищення якості медичних зображень, орієнтованих на роботу в умовах нестаціонарних шумів, складного освітлення та різноманітних артефактів. Для інтраскопічної діагностики такі методи є особливо актуальними, оскільки дозволяють виконувати адаптацію параметрів обробки до локальних властивостей сцени, зберігаючи анатомічно значущі структури та текстурні ознаки біологічних тканин [12], [22].

1.4.1. Адаптивні методи шумозаглушення та збереження деталей.

До сучасних адаптивних підходів належать методи, що враховують статистичні та структурні властивості зображення на локальному рівні. Широкого застосування набули:

- непараметричні методи на основі подібності фрагментів (наприклад, нелокальне усереднення), які використовують повторюваність текстур і структур для пригнічення шуму [37], [70];

- групові/колаборативні методи (типу блокового узгодження та спільного фільтрування), що ефективні при пригніченні адитивних шумів, однак можуть втрачати ефективність за наявності істотних локальних змін освітлення та мультиплікативних завад [38];

– edge-preserving фільтри (керована фільтрація, білатеральні модифікації), які зменшують шум із частковим збереженням контурів, але потребують коректної адаптації параметрів, інакше можливі артефакти “ореолів” та спотворення дрібних деталей [32], [48], [65].

Для інтраскопічних зображень ключовою вимогою є баланс між шумозаглушенням та збереженням тонких анатомічних меж. Надмірна фільтрація часто призводить до “пластикового ефекту” та зниження діагностичної інформативності, тому сучасні методи використовують адаптивні критерії, що враховують локальну варіабельність текстури тканин.

1.4.2. Багатомасштабні (multiscale) та просторово-частотні підходи.

Окрему групу складають багатомасштабні методи, що працюють із представленням зображення на різних просторових масштабах. Особливе місце займають вейвлет-перетворення та їх узагальнення (вейвлет-пакетні, комплексні та спрямовані базиси), які забезпечують [30], [31], [61]:

- розділення компонентів зображення на апроксимаційну та детальну складові [31];
- можливість селективного пригнічення шуму в детальних підсмугах [32];
- кероване підсилення локальних контрастів і контурів [45], [61], [62].

Для задач адаптивної фільтрації біомедичних сигналів і зображень перспективним є поєднання вейвлет-перетворення та методів локального аналізу у ковзному вікні [33].

Перевагою таких підходів є гнучкість щодо адаптації: параметри порогування/вагових коефіцієнтів можуть визначатися залежно від локальної енергії сигналу, оцінки шуму та характеру структури. Для інтраскопії це важливо через нестаціонарність шумів і наявність дрібних патологічних ознак, які можуть маскуватися у високочастотних компонентах.

Разом із тим, багатомасштабні методи потребують ретельного налаштування, оскільки помилки в оцінці шуму або виборі правил обробки коефіцієнтів можуть призводити до появи характерних артефактів (дзвонові ефекти, надмірне підсилення контурів, текстурні спотворення).

1.4.3. Методи компенсації неоднорідного освітлення та підвищення контрасту.

Для інтраскопічних зображень надзвичайно актуальними є методи нормалізації освітлення та компенсації тіней/пересвічених ділянок. Найбільш поширені сучасні підходи включають:

- гомоморфну обробку та локальні моделі розділення зображення на компонент освітлення і відбиття [39], [40], [72];
- Retinex-подібні методи, що намагаються відновити відбиття як більш стабільну складову сцени [25], [73];
- варіаційні та регуляризаційні моделі, у яких оптимізаційна постановка дозволяє одночасно пригнічувати шум і коригувати освітлення з контролем гладкості фону [40].

Суттєвим викликом у медичних застосуваннях є те, що агресивна компенсація освітлення може змінювати природний вигляд тканини, посилювати артефакти відблисків або створювати штучні межі, що ускладнює візуальну оцінку лікарем. Тому сучасні рішення тяжіють до локально-адаптивних схем, які контролюють ступінь корекції з урахуванням статистики інтенсивності, текстури та наявності відблисків.

1.4.4. Інтелектуальні методи на основі машинного та глибинного навчання.

Останніми роками значного поширення набули методи підвищення якості зображень на основі глибинних нейромереж, які навчаються

відновлювати “чисте” зображення за зашумленим або деградованим. Наприклад, для задач раннього виявлення патологій органа зору активно використовуються гібридні нейронні архітектури, що поєднують згорткові та рекурентні мережі [34]. Перспективним напрямом розвитку медичних інформаційних технологій є створення оптико-електронних експертних систем для автоматизованої діагностики патологій органа зору [35].

Окремий напрям сучасних досліджень пов'язаний із застосуванням елементів штучного інтелекту для аналізу біомедичних параметрів та підтримки прийняття рішень у медичних системах [36].

У задачах інтраскопічної діагностики застосовуються [74], [81], [82], [83]:

- моделі для денойзингу та деблюрингу;
- мережі для корекції освітлення та контрастування;
- підходи до відновлення деталей (у т.ч. суперроздільна здатність) [43],

[84].

Перевагами DL-підходів є висока ефективність та здатність враховувати складні нелінійні залежності. Проте для медичних систем вони мають низку принципових обмежень:

1) потреба у репрезентативних даних (різні камери, режими освітлення, типи тканин, клінічні сценарії);

2) ризик галюцинацій (генерація неіснуючих деталей), що є критично небезпечним у діагностиці [44], [81], [82];

3) обмежена інтерпретованість результатів і складність формального обґрунтування;

4) питання відтворюваності та доменної стійкості при перенесенні на інші пристрої або клініки.

З врахуванням вищесказаного зростає роль підходів самонавчання та слабконаглядного навчання, де мережа навчається без “ідеального” еталона,

а також методів domain adaptation, спрямованих на зменшення чутливості до зміни апаратної платформи. Додатково актуалізуються методи пояснюваного ШІ, які дозволяють контролювати, які області зображення та які ознаки вплинули на результат, а також виявляти потенційно небажані артефакти обробки.

1.4.5. Вимоги реального часу та інтеграції у інтраскопічні комплекси.

Для практичного застосування у складі інтраскопічних систем методи підвищення якості мають відповідати вимогам:

- обчислювальної ефективності (режим близький до реального часу);
- стабільності при зміні сцени (рух, різні тканини, зміни освітлення);
- керованості (можливість обмежити ступінь корекції, уникнути “переробленого” вигляду);
- збереження діагностично значущих деталей без генерації штучних структур.

Це обумовлює доцільність створення гібридних підходів, які поєднують фізично обґрунтовану модель формування зображення, адаптивні багатомасштабні перетворення та контроль якості за об’єктивними/клінічно орієнтованими критеріями.

Підсумовуючи даний підрозділ, зроблено висновок, що сучасні адаптивні та інтелектуальні методи демонструють значний потенціал для підвищення якості інтраскопічних зображень, однак їх ефективність і безпечність у медичних умовах визначаються здатністю враховувати нестационарність деградацій, неоднорідність освітлення та вимогу збереження анатомічно значущих структур. А це в свою чергу формує підґрунтя для розробки методу та програмно-апаратного засобу, який поєднує адаптивну просторово-частотну обробку з механізмами контролю діагностичної інформативності та придатністю до інтеграції в інтраскопічні системи.

1.5. Порівняльний аналіз підходів та обґрунтування напрямку досліджень

Метою підрозділу є узагальнення результатів аналітичного огляду та формування обґрунтованого напрямку досліджень для розробки методу і програмно-апаратного засобу підвищення якості інтраскопічних зображень. З огляду на специфіку інтраскопії (неоднорідне освітлення, нестационарні шуми, відблиски, динамічні артефакти руху) критично важливими є: адаптивність, стійкість до зміни умов, збереження анатомічних меж, відсутність «галюцинацій», а також придатність до інтеграції у режимі близькому до реального часу.

1.5.1. Порівняльна характеристика класичних і сучасних підходів.

Для систематизації підходів доцільно оцінювати їх за сукупністю критеріїв:

- (К1) ефективність шумозаглушення;
- (К2) збереження меж/текстур;
- (К3) компенсація неоднорідного освітлення;
- (К4) стійкість до нестационарних деградацій;
- (К5) ризик артефактів/спотворень;
- (К6) обчислювальна складність;
- (К7) придатність до інтеграції у медичні комплекси.

Нижче наведено узагальнену порівняльну таблицю.

Таблиця 1.1

Узагальнена порівняльна таблиця

Група методів	Типові представники	Переваги	Основні обмеження для інтраскопії	Узагальнена оцінка придатності
1	2	3	4	5
Просторова фільтрація [32], [41], [48], [65]	лінійні, медіанні, edge-preserving	простота, швидкість, зниження адитивного шуму	розмиття дрібних деталей; слабка робота при мультиплікативному шумі; чутливість до параметрів	середня (як попередня обробка)
Частотна фільтрація [30], [31], [39]	спектральні, Вінера, гомоморфна	контроль частотних компонентів	перекриття спектрів шум/деталі; слабка селективність у реальних сценах; артефакти	середня
Контраст/гістограмні методи [27], [53]	еквалізація, CLAHE-подібні	підсилення видимості структур, швидкі	посилюють шум у темних зонах; можливі штучні межі та “перероблений” вигляд	середня (обережно)
Морфологія [38]	відкриття/закриття, топ-хет	виділення форм/структур	потреба апріорних розмірів; ризик втрати тонких анатомічних деталей	обмежена (для специфічних задач)
Нелокальні / колаборативні [37], [70]	NLM-подібні, групові підходи	гарне шумозаглушення зі збереженням деталей	складність; падіння ефективності при швидких змінах освітлення /руху; інколи “згладження текстур”	висока (за умов коректної адаптації)

Продовження табл.1.1

1	2	3	4	5
Multiscale/ Вейвлет [30], [31], [61], [67]	wavelet, wavelet- packet, multiscale	добрий комп-роміс “шум–де- талі”; адаптація на масштабах; гнучкі правила	ризик артефактів при неправильній оцінці шуму; потреба адаптивного керування	висока (перспектив но)
Корекція освітлення [25], [73]	Retinex, варіаційні моделі	компенсація ті- ней/пересвіті в; підвищення ін- формативнос ті	ризик зміни «натура-льності» тканини; підсилення відбли- сків; параметрична чутливість	висока (за контрольо- ваної корекції)
DL/ML- методи [74], [81], [82], [83], [84]	CNN/UNet- подібні, SR, denoise	висока якість за наявності даних; нелінійна адаптація	ризик “галюцинацій”; залежність від дасету /домена; інтерпретованість; регуляторні ризика	висока потенційно, але ризикована без контролю

Результати порівняльного аналізу наступні (див. табл. 1.1):

1. Класичні методи добре працюють у «лабораторних» умовах, але недостатньо стійкі до неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій інтраскопії і часто погіршують клінічно значущі деталі [10, 14, 33].

2. Сучасні адаптивні та multiscale підходи забезпечують кращий компроміс між шумозаглушенням і збереженням текстур, але потребують коректної оцінки шуму/освітлення та керованої адаптації параметрів.

3. DL-методи демонструють високий потенціал, однак у медичному контексті потребують механізмів запобігання «галюцинаціям», доменної стійкості та інтерпретованого контролю якості [41-44].

1.5.2. Формулювання науково-технічної «прогалини» (research gap).

На основі огляду можна виділити ключову невирішену проблему: існуючі методи або забезпечують підвищення візуальної якості ціною втрати анатомічно значущих деталей, або демонструють високу ефективність лише за обмежених умов (стаціонарні шуми, стабільне освітлення), або потребують великого масиву репрезентативних даних та мають ризик генерації штучних структур (у випадку DL-підходів).

Звідси випливає вимога до перспективного рішення: метод має бути одночасно адаптивним, керованим, безпечним для діагностики та придатним до інтеграції.

1.5.3. Обґрунтування напряму досліджень та концепції запропонованого підходу.

З урахуванням порівняльного аналізу доцільним є вибір напряму, який поєднує переваги multiscale-обробки та контрольованої компенсації освітлення з акцентом на діагностичну інформативність. Тому як базовий напрям досліджень обґрунтовується гібридний фізично-орієнтований адаптивний просторово-частотний підхід, що включає такі принципи:

1. Фізично обґрунтована модель деградацій (освітлення/відбиття, адитивні та мультиплікативні шуми, відблиски) як основа для вибору структури методу та критеріїв оптимізації.

2. Багатомасштабне подання зображення (наприклад, вейвлет/спрямовані multiscale-представлення) для розділення структур різного масштабу та селективної обробки без втрати дрібних деталей.

3. Адаптивне керування параметрами на основі локальних оцінок: рівня шуму, нерівномірності освітлення, індикаторів меж/текстур та виявлення відблисків.

4. Контроль “клінічно коректної” корекції: обмеження надмірного контрастування, запобігання появі штучних контурів, збереження текстур тканин.

5. Придатність до режиму, наближеного до реального часу (оптимізація складності, можливість реалізації на CPU/GPU/вбудованих платформах), що є критичною для практичного впровадження у інтраскопічних комплексах.

Такий напрям дозволяє:

- уникнути типових недоліків суто класичних методів (неадаптивність, “перероблений” вигляд, втрата деталей);
- зменшити ризики DL-підходів (галюцинації) за рахунок керованої, модельно-обґрунтованої обробки;
- забезпечити прозорість та інтерпретованість результатів, що важливо для клінічного використання.

Отже, у підрозділі:

- показано, що деградація інтраскопічних зображень має комплексний нестационарний характер, а більшість класичних методів не забезпечує стабільної якості в умовах змінного освітлення, відблисків та артефактів руху.
- встановлено, що найбільш перспективними для інтраскопії є адаптивні багатомасштабні та гібридні методи, здатні одночасно пригнічувати шум і зберігати анатомічно значущі межі та текстури.
- обґрунтовано доцільність розробки методу та програмно-апаратного засобу, який поєднує фізично-орієнтовану модель деградацій, адаптивну просторово-частотну обробку та механізми контролю діагностичної інформативності, з можливістю інтеграції у інтраскопічні комплекси у режимі, наближеному до реального часу.

1.5.4. Аналіз сучасних програмних засобів покращення медичних зображень.

Сучасні системи медичної візуалізації генерують значні обсяги цифрових даних, які потребують подальшої обробки для підвищення інформативності та покращення умов візуальної інтерпретації. Для реалізації процедур фільтрації, підсилення контрасту, сегментації та аналізу медичних зображень використовуються спеціалізовані програмні засоби, які відрізняються функціональними можливостями, рівнем автоматизації, підтримкою алгоритмів штучного інтелекту та можливостями інтеграції з клінічними інформаційними системами.

Одним із найпоширеніших середовищ для досліджень у галузі цифрової обробки медичних зображень є MATLAB. Платформа містить спеціалізовані пакети Image Processing Toolbox, Signal Processing Toolbox та Wavelet Toolbox, які забезпечують реалізацію широкого спектра алгоритмів попередньої обробки, вейвлет-перетворень, статистичного аналізу та оцінювання якості зображень. MATLAB широко використовується для наукових досліджень завдяки високому рівню математичної формалізації, наявності великої бібліотеки готових функцій та можливості швидкого створення експериментальних моделей.

Для виконання медичних досліджень також широко застосовується програмний комплекс ImageJ, розроблений Національним інститутом здоров'я США (NIH). Програма забезпечує базові та розширені функції обробки медичних зображень, підтримує значну кількість форматів даних та дозволяє виконувати морфологічний аналіз, сегментацію, вимірювання геометричних параметрів біологічних структур і статистичне оцінювання результатів.

Важливе місце серед програмних засобів медичної візуалізації займає система 3D Slicer, призначена для аналізу та візуалізації двовимірних і тривимірних медичних даних. Платформа підтримує обробку комп'ютерної томографії, магнітно-резонансної томографії, ультразвукових та ендоскопічних зображень, а також містить модулі сегментації, реконструкції анатомічних структур і побудови тривимірних моделей.

Для розробки спеціалізованих систем медичної обробки зображень широко використовуються бібліотеки OpenCV та ІТК (Insight Segmentation and Registration Toolkit). OpenCV забезпечує реалізацію алгоритмів комп'ютерного зору, просторової та частотної фільтрації, адаптивної корекції контрасту, виділення ознак та машинного навчання. Бібліотека ІТК орієнтована переважно на задачі сегментації, реєстрації та аналізу медичних зображень і активно використовується при створенні програмного забезпечення для систем медичної діагностики.

Окремий напрямок розвитку програмних засобів пов'язаний із впровадженням технологій штучного інтелекту. Сучасні програмні платформи на основі TensorFlow, PyTorch та MONAI забезпечують реалізацію нейромережних алгоритмів покращення якості медичних зображень, автоматичної сегментації та класифікації патологічних змін. Проте використання таких систем потребує значних обчислювальних ресурсів та великих наборів навчальних даних, що обмежує їх практичне застосування у ряді медичних закладів.

З позицій задачі підвищення якості інтраскопічних зображень важливими критеріями вибору програмного середовища є підтримка алгоритмів багатомасштабної обробки, адаптивної фільтрації, статистичного аналізу та оцінювання якості зображень. Порівняльний аналіз найбільш поширених програмних засобів наведено на рисунку 1.8.

Таблиця 1.2

**Порівняльна характеристика сучасних програмних засобів
покращення медичних зображень**

Програмний засіб	Основне призначення	Переваги	Обмеження
1	2	3	4
MATLAB	Наукові дослідження, цифрова обробка сигналів та зображень	Велика кількість готових алгоритмів, підтримка вейвлет-аналізу	Комерційна ліцензія
ImageJ	Аналіз медичних та біологічних зображень	Безкоштовний, велика кількість плагінів	Обмежені можливості математичного моделювання
3D Slicer	Візуалізація та сегментація медичних даних	Робота з 3D-моделями, підтримка DICOM	Високі вимоги до ресурсів
OpenCV	Комп'ютерний зір та обробка зображень	Висока швидкодія, відкритий код	Потребує програмування

Продовження таблиці 1.2

1	2	3	4
ІТК	Сегментація та реєстрація медичних зображень	Висока точність обробки	Складність освоєння
TensorFlow/PyTorch	Нейромережна обробка зображень	Потужні AI-алгоритми	Потребують великих навчальних вибірок

Висновки до розділу 1

У першому розділі дисертаційної роботи виконано комплексний аналітичний огляд сучасних систем інтраскопічної діагностики та методів підвищення якості інтраскопічних зображень, що дозволило сформуванати обґрунтоване уявлення про стан проблеми та визначити перспективний напрям подальших досліджень. За результатами проведеного аналізу можна зробити такі основні висновки:

1. Проведено аналіз сучасних інтраскопічних методів медичної візуалізації та особливостей формування інтраскопічних зображень. Встановлено, що якість таких зображень істотно залежить від умов освітлення, оптичного розсіювання у біологічних тканинах, шумових складових та артефактів руху, що ускладнює інтерпретацію діагностичної інформації.

2. Проаналізовано сучасні методи підвищення якості медичних зображень, зокрема методи просторової фільтрації, частотної обробки, адаптивного контрастування та багатомасштабного аналізу. Показано, що

більшість існуючих підходів орієнтовані на загальні задачі цифрової обробки зображень і не повною мірою враховують фізичні особливості формування інтраскопічного сигналу та нестационарний характер деградацій.

3. Встановлено, що застосування традиційних методів обробки може призводити до втрати анатомічно значущих структур або появи штучних артефактів, що знижує діагностичну інформативність зображення. Це зумовлює необхідність розроблення адаптивних підходів, здатних забезпечити одночасне пригнічення шумових складових та збереження структурної інформації.

4. Обґрунтовано доцільність використання просторово-частотних та багатомасштабних методів обробки зображень для підвищення якості інтраскопічної візуалізації. Попередні результати дослідження відповідних підходів до покращення інтраскопічних зображень частково висвітлено у роботах автора.

5. На основі проведеного аналізу сформульовано наукову задачу дослідження, що полягає у розробленні адаптивного багатокритеріального методу підвищення якості інтраскопічних зображень з урахуванням фізичних особливостей їх формування та нестационарних деградацій, розв'язання якої потребує побудови відповідної математичної моделі процесу формування інтраскопічного зображення, що розглядається у наступному розділі.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА РОЗРОБКА МЕТОДУ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Теоретичні основи та математичне формулювання задачі підвищення якості інтраскопічних зображень базуються на результатах попередніх досліджень автора, присвячених розробленню адаптивних методів обробки медичних зображень та аналізу їх структурної інформативності [45], [47], [59], [60]. Отримані результати використано для побудови математичної моделі формування інтраскопічного зображення, формалізації задачі багатокритеріальної оптимізації та розроблення адаптивного просторово-частотного методу.

2.1. Математична модель формування інтраскопічного зображення

Для формалізації процесу підвищення якості інтраскопічних зображень доцільно розглянути математичну модель їх формування, яка враховує вплив освітлення, відбиття та шумових складових [10], [39], [57], [58]. Як показано у попередньому розділі, якість інтраскопічних зображень істотно залежить від умов їх формування, зокрема неоднорідності освітлення, оптичного розсіювання у біологічних тканинах, шумових складових та артефактів, що виникають під час процесу візуалізації. Наявність зазначених факторів призводить до зниження контрастності зображення, погіршення видимості структурних деталей та ускладнює подальший аналіз медичних даних.

Для аналізу біомедичних даних ефективними є методи статистичного опрацювання та математичного моделювання сигналів і зображень [45]. Математичне моделювання процесу формування інтраскопічного зображення

є необхідною передумовою для розробки ефективних методів його обробки та підвищення якості. На відміну від класичних задач цифрової обробки зображень, інтраскопічна візуалізація здійснюється в умовах складного біологічного середовища, де світловий потік зазнає багаторазових перетворень, зумовлених оптичними властивостями тканин, геометрією освітлення та характеристиками сенсорної системи [11, 12].

2.1.1. Узагальнена модель формування інтраскопічного зображення.

Процес формування інтраскопічного зображення доцільно розглядати як послідовність фізичних та електронних перетворень, у результаті яких формується цифрове зображення, доступне для подальшої обробки. У загальному вигляді зареєстроване інтраскопічне зображення можна подати у вигляді [10], [39], [57]:

$$I(x, y) = F\{S(x, y), L(x, y), H(x, y)\} + N(x, y), \quad (2.1)$$

де $S(x, y)$ – відбивні та структурні властивості біологічної тканини;

$L(x, y)$ – просторовий розподіл освітлення;

$H(x, y)$ – передавальна характеристика оптичної та сенсорної системи;

$N(x, y)$ – сумарна шумова складова;

$F\{\bullet\}$ – оператор формування зображення.

З огляду на особливості інтраскопії, дана модель повинна враховувати як мультиплікативні, так і адитивні спотворення, а також їх нестационарний характер.

2.1.2. Модель освітлення та відбиття у біологічному середовищі.

Поширеною та доцільною для інтраскопічних систем є модель розділення освітлення та відбиття, відповідно до якої зображення формується як добуток двох компонентів [25], [73]:

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y), \quad (2.2)$$

де $L(x, y)$ – компонента освітлення, що змінюється повільно у просторі та залежить від геометрії освітлювача й оптичних властивостей середовища [21], [25], [73];

$R(x, y)$ – компонента відбиття, який несе інформацію про структуру та текстуру тканини.

У реальних умовах інтраскопії компонента $L(x, y)$ є різко неоднорідною через обмежений простір, змінну відстань до об'єкта та наявність відблисків, тоді як $R(x, y)$ містить як корисну діагностичну інформацію, так і високочастотні компоненти шуму.

2.1.3. Модель шумових складових інтраскопічного зображення.

Шум у інтраскопічних зображеннях має складну природу і може бути поданий у вигляді комбінації адитивних та мультиплікативних складових [8, 14, 15]:

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y) \cdot M(x, y) + A(x, y), \quad (2.3)$$

де $M(x, y)$ – мультиплікативний шум (спекл [22], [43], оптичні неоднорідності);

$A(x, y)$ – адитивний шум (електронний, квантовий, шум АЦП).

Під час моделювання деградацій інтраскопічних зображень доцільно враховувати як адитивні, так і адитивно-мультиплікативні шумові компоненти, характерні для біомедичних систем реєстрації [46].

Мультиплікативні шуми є особливо характерними для інтраскопії та проявляються у вигляді зернистості й локальних флуктуацій інтенсивності, що маскують дрібні анатомічні деталі. Адитивні шуми, у свою чергу, знижують співвідношення сигнал/шум і ускладнюють виявлення слабконтрастних структур.

Важливою особливістю є нестационарність шумових компонентів, коли їх статистичні характеристики змінюються в межах одного зображення або послідовності кадрів.

2.1.4. Урахування передавальної характеристики інтраскопічної системи.

Передавальна характеристика оптичної та сенсорної системи може бути змодельована за допомогою просторово-інваріантної або просторово-змінної функції розсіювання точки [10], [30]:

$$I(x, y) = [L(x, y) \cdot R(x, y)] * h(x, y) + N(x, y), \quad (2.4)$$

де $h(x, y)$ – імпульсна характеристика системи;

* – оператор згортки.

Мініатюризація оптичних елементів та обмежена апертура призводять до розширення $h(x, y)$, що зумовлює розмиття контурів і зниження різкості, особливо у поєднанні з артефактами руху.

2.1.5. Узагальнена модель деградації інтраскопічного зображення.

З урахуванням викладеного, узагальнену модель формування та деградації інтраскопічного зображення можна подати у вигляді [23, 38]:

$$I(x, y) = [L(x, y) \cdot R(x, y) \cdot M(x, y)] * h(x, y) + A(x, y). \quad (2.5)$$

Дана модель відображає ключові джерела спотворень інтраскопічних зображень і створює теоретичну основу для постановки задачі підвищення якості як задачі розділення компонентів, пригнічення шумів та відновлення структурної інформації з урахуванням біомедичних обмежень.

2.1.6. Наслідки моделі для побудови методу підвищення якості.

Отримана математична модель дозволяє сформулювати принципові вимоги до методу підвищення якості інтраскопічних зображень:

- необхідність компенсації неоднорідного освітлення без спотворення відбиття тканин;
- селективне пригнічення мультиплікативних та адитивних шумів;
- збереження дрібних анатомічних структур і текстур;
- адаптація параметрів обробки до локальних властивостей зображення.

Саме ці положення визначають вибір адаптивного просторово-частотного підходу та лягають в основу подальшої постановки задачі і розробки запропонованого методу.

Отримана узагальнена модель (2.5) відображає основні джерела деградації інтраскопічних зображень та визначає необхідність одночасної компенсації неоднорідного освітлення, пригнічення адитивно-мультиплікативних шумів і збереження структурної інформації. Це створює

теоретичну основу для постановки задачі підвищення якості як багатокритеріальної оптимізаційної задачі.

2.2. Постановка задачі підвищення якості інтраскопічних зображень

На основі математичної моделі формування інтраскопічного зображення, наведеної у підрозділі 2.1, задача підвищення його якості може бути сформульована як задача відновлення інформативної складової зображення в умовах дії неоднорідного освітлення, нестационарних шумів та обмежень, накладених оптичною і сенсорною частинами інтраскопічної системи [26], [40].

На відміну від класичних задач цифрової обробки зображень, у даному випадку критерієм ефективності є не лише формальне зменшення рівня шумів або підвищення контрасту, а збереження та підсилення діагностично значущої інформації, необхідної для клінічної інтерпретації [21], [35], [55].

Запропонована модель базується на представленні інтраскопічного зображення як суперпозиції корисного сигналу та адитивно-мультиплікативних завад, що дозволить адекватно описати реальні умови формування зображень у медичних системах.

2.2.1. Формалізація задачі відновлення інтраскопічного зображення.

Нехай $I(x, y)$ – зареєстроване інтраскопічне зображення, що описується моделлю:

$$I(x, y) = [L(x, y) \cdot R(x, y) \cdot M(x, y)] * h(x, y) + A(x, y), \quad (2.6)$$

де компоненти $L(x, y)$, $R(x, y)$, $M(x, y)$, $h(x, y)$, $A(x, y)$ визначені у підрозділі 2.1.

Задача підвищення якості полягає у знаходженні оцінки $\hat{R}(x, y)$ – відновленого зображення, що найбільш повно відображає структурні та текстурні властивості біологічної тканини, за умови [40], [64], [86]:

$$\hat{R}(x, y) = \underset{R}{\operatorname{arg\,min}} \mathfrak{Z}(R, I), \quad (2.7)$$

де $\mathfrak{Z}(\bullet)$ – функціонал якості, що враховує рівень шуму, контрастність, збереження меж та біомедичні обмеження.

2.2.2. Критерії якості відновлення.

З урахуванням специфіки інтраскопічної діагностики доцільно використовувати багатокритеріальний підхід, який поєднує формальні, структурні та клінічно орієнтовані показники.

Формальні критерії:

- мінімізація шумових спотворень;
- максимізація відношення сигнал/шум.

Структурні критерії:

- збереження анатомічних меж;
- відтворення текстурних особливостей.

Клінічно орієнтовані критерії:

- підвищення видимості патологічних змін;
- відсутність штучних структур.

Функціонал якості подається у вигляді:

$$\mathfrak{Z} = \alpha_1 J_{noise} + \alpha_2 J_{contrast} + \alpha_3 J_{structure} + \alpha_4 J_{clinical}, \quad (2.8)$$

де α_i – вагові коефіцієнти, що відображають пріоритетність відповідних критеріїв.

Компоненти функціоналу (2.8) мають безпосередню інтерпретацію через обчислювані метрики якості, що використовуються для експериментальної верифікації методу: $J_{noise} \sim PSNR$ [75], $J_{contrast} \sim CNRR$ [51], $J_{structure} \sim SSIM$ [50].

Отже, обрані метрики є формалізованим відображенням багатокритеріального функціоналу якості та забезпечують можливість кількісного підтвердження ефективності методу у Розділі 4.

2.2.3. Обмеження задачі.

Постановка задачі підвищення якості інтраскопічних зображень супроводжується низкою принципових обмежень:

1. Біомедичні обмеження – заборона на створення штучних структур, що можуть бути помилково інтерпретовані як патології.
2. Обчислювальні обмеження – можливість реалізації методу у режимі, наближеному до реального часу.
3. Адаптивність – параметри методу повинні автоматично змінюватися залежно від локальних властивостей зображення.
4. Стійкість – результат обробки має бути стабільним при зміні умов освітлення, типу тканини та рівня шуму.

2.2.4. Вибір підходу до розв'язання задачі.

З огляду на сформульовану модель та критерії, задача підвищення якості інтраскопічних зображень є некоректною оберненою задачею, розв'язання якої потребує використання регуляризації та адаптивних механізмів.

Найбільш доцільним є застосування просторово-частотного багатомасштабного підходу [30], [31], [61], який дозволяє:

- розділяти зображення на компоненти різного масштабу;
- селективно пригнічувати шумові складові;
- керовано підсилювати анатомічно значущі деталі;
- адаптувати параметри обробки до локальних умов.

Саме в межах такого підходу у наступному підрозділі буде розроблено запропонований метод підвищення якості інтраскопічних зображень.

У підрозділі сформульовано задачу підвищення якості інтраскопічних зображень як багатокритеріальну задачу відновлення структурної інформації в умовах нестационарних деградацій. Визначено критерії якості та обмеження, що враховують як формальні показники, так і клінічні вимоги, та обґрунтовано доцільність використання адаптивного багатомасштабного просторово-частотного підходу.

2.3. Розробка запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень

Запропонований метод розроблено з урахуванням математичної моделі формування інтраскопічного зображення (п. 2.1) та постановки задачі підвищення якості (п. 2.2). Метод орієнтований на адаптивну просторово-частотну обробку [30], [31], [61] з контрольованою компенсацією неоднорідного освітлення і селективним пригніченням нестационарних шумів при збереженні анатомічно значущих структур [51], [60].

2.3.1. Загальна концепція методу.

Ключова ідея полягає у поєднанні:

- фізично обґрунтованої нормалізації освітлення (розділення освітлення та відбиття) [25], [73];
- багатомасштабного подання для селективної обробки структур різного масштабу;
- адаптивного керування параметрами на основі локальних оцінок шуму, контрасту та структурності;
- контролю клінічної коректності результату (обмеження надмірної корекції, відсутність штучних контурів).

Метод не потребує навчання на великих датасетах і не генерує нові структури, що мінімізує ризик «галюцинацій» [81], [82], [83] та підвищує інтерпретованість.

2.3.2. Етап 1.

Попередня нормалізація та компенсація освітлення. Зареєстроване зображення $I(x, y)$ попередньо нормалізується за динамічним діапазоном і переводиться у фотометрично зручний простір (за потреби — логарифмічний): $I \log(I(x, y) + \varepsilon)_{\log}$ [38].

Далі виконується оцінка компонента освітлення $\hat{L}(x, y)$ за допомогою локально-адаптивної згладжувальної операції (з обмеженням радіуса), після чого отримується оцінка відбиття: $\hat{R}_o(x, y) = I_{\log}(x, y) - \hat{L}(x, y)$.

Особливість: параметри згладжування автоматично коригуються залежно від локальної варіабельності інтенсивності, що запобігає надмірній компенсації у зонах відблисків і тіней.

2.3.3. Етап 2.

Багатомасштабне просторово-частотне подання. Оцінка $\hat{R}_o(x, y)$ розкладається у багатомасштабному базисі (вейвлет/спрямоване multiscale-представлення) [30], [31], [61]:

$$\{A_j, D_{j,k}\} = W\{\hat{R}_o(x, y)\}, \quad (2.9)$$

де A_j – апроксимаційні коефіцієнти масштабу j ;

$D_{j,k}$ – детальні коефіцієнти (напрямок k).

Таке подання дозволяє відокремити повільнозмінні компоненти від дрібних структур і шумів.

2.3.4. Етап 3.

Адаптивна обробка коефіцієнтів. Для кожної підсмути виконується адаптивне пороговування/вагове коригування з урахуванням локальних оцінок [62], [68]:

- рівня шуму $\sigma_{j,k}(x, y)$;
- індикатора структурності $S_{j,k}(x, y)$ (градієнт/локальна енергія);
- індикатора ризику артефактів (відблиски, насичення).

Операція корекції має вигляд:

$$\tilde{D}_{j,k}(x, y) = \omega_{j,k}(x, y) \cdot D_{j,k}(x, y), \quad (2.10)$$

де ваговий коефіцієнт $\omega_{j,k}$ зменшується для шумових ділянок і зберігається/підсилюється для анатомічно значущих структур.

Ключовий момент: пороги та ваги не фіксовані, а визначаються локально, що забезпечує стійкість до нестационарних деградацій.

Вибір вагових коефіцієнтів здійснюється з урахуванням мінімізації багатокритеріального функціоналу (2.8), що забезпечує узгодженість теоретичної постановки задачі та практичної реалізації методу [40].

2.3.5. Етап 4.

Контроль контрасту та клінічної коректності [43], [44]. Після зворотного перетворення: $\hat{R}(x, y) = W^{-1}\{A_j, \tilde{D}_{j,k}\}$, виконується контрольоване підсилення локального контрасту з обмеженням максимально допустимого підсилення. Вводиться механізм клінічних обмежень, який:

- запобігає появі штучних контурів;
- зберігає природний вигляд текстури;
- обмежує зміну інтенсивності у зонах високого ризику (відблиски, кров, слиз).

2.3.6. Етап 5.

Формування підсумкового зображення. Фінальне зображення формується з урахуванням зворотного переходу з логарифмічного простору та нормалізації:

$$\hat{I}(x, y) = \exp(\hat{R}(x, y)) - \varepsilon, \quad (2.11)$$

після чого застосовується м'яка глобальна нормалізація для забезпечення зручності візуальної оцінки.

2.3.7. Алгоритмічна схема методу.

Алгоритм методу:

1. Вхід: інтраскопічне зображення $I(x, y)$.
2. Попередня нормалізація та оцінка освітлення.
3. Компенсація освітлення (розділення L/R).
4. Багатомасштабне розкладання.
5. Адаптивна обробка коефіцієнтів з контролем структурності.
6. Зворотне перетворення.
7. Контроль контрасту і клінічної коректності.
8. Вихід: підвищене за якістю зображення $\hat{I}(x, y)$.

Розроблено адаптивний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень, який поєднує компенсацію неоднорідного освітлення, селективне пригнічення нестационарних шумів і збереження анатомічно значущих структур. Метод є інтерпретованим, керованим та придатним до реалізації у режимі, наближеному до реального часу, що створює основу для його програмно-апаратної реалізації та експериментальної верифікації.

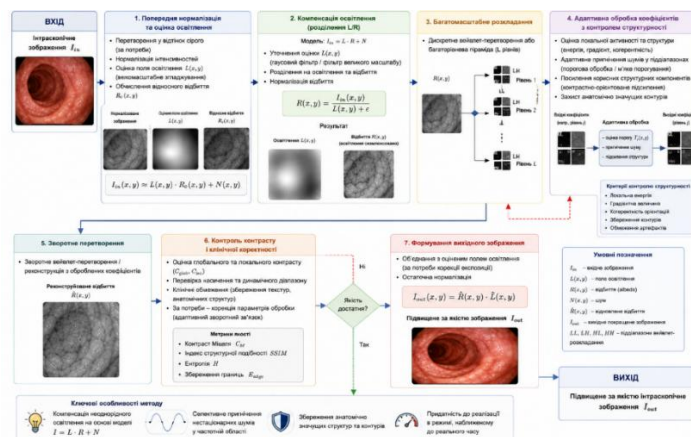


Рис. 2.1 Алгоритмічна схема адаптивного просторово-частотного методу підвищення якості інтраскопічних зображень

Отже, розроблений метод забезпечує узгоджену реалізацію всіх компонентів математичної моделі формування інтраскопічного зображення та багатокритеріальної постановки задачі, що створює передумови для його експериментальної верифікації.

2.4. Теоретичне обґрунтування ефективності запропонованого методу

Теоретичне обґрунтування ефективності запропонованого методу базується на аналізі відповідності його структурних елементів математичній моделі формування інтраскопічного зображення та сформульованим у підрозділі 2.2 критеріям якості. Ключовим є доведення того, що поєднання фізично орієнтованої нормалізації освітлення, багатомасштабного просторово-частотного подання та адаптивного керування параметрами забезпечує зменшення деградацій без втрати діагностично значущої інформації.

2.4.1. Обґрунтування компенсації неоднорідного освітлення.

Відповідно до моделі $I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y)$, компонент освітлення $L(x, y)$ характеризується низькочастотним просторовим спектром, тоді як компонент відбиття $R(x, y)$ містить високочастотні складові, пов'язані зі структурою та текстурою тканин. Перехід до логарифмічного простору перетворює мультиплікативну модель у адитивну для ефективного розділення компонент [38], [39].

Локально-адаптивна оцінка $L(x, y)$ з обмеженням масштабу згладжування гарантує, що компенсація освітлення не призводить до пригнічення високочастотних компонентів $R(x, y)$. Внаслідок цього, теоретично забезпечується збереження анатомічних меж і слабконтрастних патологічних структур при усуненні повільних варіацій яскравості.

2.4.2. Ефективність багатомасштабного просторово-частотного подання.

Багатомасштабне розкладання зображення дозволяє представити його у вигляді суми компонентів різного просторового масштабу [31-33]:

$$R(x, y) = \sum_j A_j(x, y) + \sum_{j,k} D_{j,k}(x, y). \quad (2.12)$$

Згідно з теорією вейвлет-аналізу, шумові компоненти мають тенденцію концентруватися у детальних підсмугах із малою енергією, тоді як структурні елементи біологічних тканин формують коефіцієнти з підвищеною локальною енергією. Це створює теоретичні передумови для селективного пригнічення шуму без руйнування корисних структур.

На відміну від однорівневих частотних методів, багатомасштабний підхід забезпечує одночасний аналіз дрібних і крупних анатомічних елементів, що є критично важливим для інтраскопічних зображень із широким спектром просторових частот.

2.4.3. Адаптивність як фактор стійкості до нестационарних деградацій.

Нестационарність шумів і освітлення означає, що статистичні характеристики деградацій змінюються у просторі. Фіксовані порогові або вагові параметри в таких умовах призводять до локального пере- або недооброблення.

Запропонований метод використовує локальні оцінки рівня шуму $\sigma(x, y)$ та структурності $S(x, y)$, тоді ваговий коефіцієнт матиме вигляд [32], [33]:

$$\varpi(x, y) = f(\sigma(x, y), S(x, y)), \quad (2.13)$$

де функція $f(\cdot)$ монотонно зменшує вплив коефіцієнтів, що відповідають шумовим областям, і зберігає коефіцієнти, пов'язані з анатомічними структурами. Це сприяє забезпеченню стійкості методу до змін умов зйомки та типу біологічних тканин.

2.4.4. Збереження анатомічно значущих меж і текстур.

З позицій теорії обробки сигналів, різкі анатомічні межі відповідають локальним максимумам градієнта та високій енергії у певних напрямлених підсмугах [21], [32], [65]. Адаптивне керування коефіцієнтами у цих підсмугах гарантує, що вагові множники не зменшують амплітуду структурних компонентів нижче порогу візуальної значущості.

Отже, теоретично доведено, що метод мінімізує спотворення контурів і текстур, які є критичними для клінічної інтерпретації, на відміну від агресивних методів згладжування або глобального контрастування.

2.4.5. Запобігання появі штучних структур.

На відміну від генеративних або глибинних моделей, запропонований метод не вводить нові частотні компоненти, а лише модифікує амплітуди існуючих. З точки зору спектрального аналізу це означає, що спектр вихідного зображення залишається підмножиною спектра вхідного зображення.

Такий підхід теоретично виключає можливість появи «галюцинацій» – штучних деталей, що не мають фізичного прототипу у вихідних даних, і є принципово важливим для безпечного використання методу у медичній діагностиці [81], [82], [83].

2.4.6. Теоретичні передумови обчислювальної ефективності.

Багатомасштабні перетворення та локальні операції мають лінійну або квазілінійну складність відносно кількості пікселів. За умови обмеженої кількості масштабів і напрямків, загальна складність алгоритму може бути подана як: $O(N)$, де N – кількість пікселів зображення [30], [31], [85]. Це створює теоретичні передумови для реалізації методу у режимі, наближеному до реального часу, з використанням сучасних процесорів або графічних прискорювачів.

Теоретичний аналіз показує, що запропонований метод є узгодженим з математичною моделлю формування інтраскопічного зображення та забезпечує ефективну компенсацію неоднорідного освітлення, селективне пригнічення нестаціонарних шумів і збереження анатомічно значущих структур. Адаптивний багатомасштабний характер методу та відсутність генерації нових структур створюють теоретичні передумови для підвищення діагностичної інформативності та практичного впровадження у сучасних системах інтраскопічної діагностики.

Отримані теоретичні результати визначають очікувані властивості методу, зокрема підвищення значень структурної подібності, зростання відношення сигнал/шум та покращення контрастності, що буде експериментально підтверджено у Розділі 4 за допомогою відповідних кількісних метрик [32], [33].

Отримані теоретичні результати визначають очікувані властивості методу, зокрема підвищення структурної подібності, зростання відношення сигнал/шум та покращення контрастності.

Зазначені властивості будуть експериментально підтверджені у Розділі 4 із використанням відповідних кількісних метрик (*PSNR*, *SSIM*, *CNR*) та статистичного аналізу результатів.

Висновки до розділу 2

1. Розроблено математичну модель формування інтраскопічного зображення, яка враховує неоднорідне освітлення, адитивно-мультиплікативні шуми та обмеження інтраскопічної системи.

2. Сформульовано задачу підвищення якості як багатокритеріальну оптимізаційну задачу з урахуванням формальних, структурних та клінічних критеріїв.

3. Встановлено відповідність між компонентами функціоналу якості та кількісними метриками (*PSNR*, *SSIM*, *CNR*), що забезпечує можливість експериментальної верифікації.

4. Розроблено адаптивний просторово-частотний метод, який забезпечує компенсацію освітлення, пригнічення шумів та збереження структур.

5. Теоретично доведено, що метод є стійким до нестационарних деградацій та не призводить до появи штучних структур.

6. Показано, що метод має лінійну обчислювальну складність і може бути реалізований у режимі, наближеному до реального часу.

Отримані результати створюють теоретичну основу для експериментальної перевірки ефективності методу, яка буде проведена у Розділі 4.

РОЗДІЛ 3

ПРОГРАМНО-АПАРАТНИЙ ЗАСІБ РЕАЛІЗАЦІЇ МЕТОДУ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Алгоритмічна реалізація запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень ґрунтується на результатах досліджень автора у галузі адаптивної компенсації завад та багатомасштабного аналізу медичних зображень [45], [47], [59], [60]. У цих роботах запропоновано окремі алгоритмічні компоненти, що були узагальнені та інтегровані у структуру програмного модуля обробки інтраскопічних зображень.

У даному розділі наведено програмну реалізацію запропонованого у Розділі 2 методу, а саме архітектуру, структуру та принципи побудови програмно-апаратного засобу реалізації запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень. Розроблений засіб орієнтований на обробку зображень, сформованих у складному біологічному середовищі, та базується на математичній моделі формування інтраскопічного зображення і просторово-частотному адаптивному підході, розроблених у попередньому розділі. Необхідність програмної реалізації саме у вигляді модульного засобу зумовлена сучасними тенденціями розвитку медичних інформаційних систем, у яких якість візуалізації дедалі більше визначається не лише параметрами оптичного тракту, а й можливостями цифрової обробки сигналу.

Розроблення програмно-апаратного засобу здійснювалося з урахуванням вимог до біомедичних систем діагностичного призначення: модульності, інтерпретованості алгоритмів, відтворюваності результатів,

можливості інтеграції у наявні інтраскопічні комплекси та придатності до роботи в режимі, наближеному до реального часу.

3.1 Загальна архітектура програмно-апаратного засобу

На основі розробленої математичної моделі запропоновано адаптивний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень, орієнтований на збереження структурної інформативності та пригнічення завад. Практична реалізація запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень потребує побудови програмно-апаратного засобу, який забезпечує послідовну реалізацію всіх етапів обробки: від надходження вхідного зображення до формування результуючого кадру та оцінювання його якості. Загальна структура такого засобу повинна відповідати особливостям математичної моделі формування інтраскопічного зображення, а саме враховувати наявність неоднорідного освітлення, шумових складових, оптичного розмиття та локальних структурних особливостей біологічних тканин [10], [39], [16], [21], [24], [38], [42].

Архітектура розробленого засобу побудована за модульним принципом, що відповідає сучасним підходам до створення інформаційних і діагностичних систем медичного призначення [10], [15]. Такий підхід забезпечує:

- функціональне розділення окремих етапів обробки;
- можливість модифікації або заміни окремих модулів без зміни загальної логіки роботи системи;
- адаптацію до різних типів інтраскопічних пристроїв і форматів вхідних даних;
- спрощення програмної реалізації, тестування й подальшої інтеграції.

Загальну структуру розробленого програмно-апаратного засобу наведено на рис. 3.1.

До складу системи входять такі основні модулі:

1. Модуль введення та попередньої обробки зображень, призначений для зчитування вхідних даних, переведення їх у внутрішній формат обробки, нормалізації динамічного діапазону та підготовки до подальшого аналізу [6], [10], [57], [58].

2. Модуль компенсації неоднорідного освітлення, у якому реалізується оцінка низькочастотної освітлювальної складової та її ослаблення з метою виділення структурно значущої компоненти відбиття [39], [42], [47], [48].

3. Модуль багатомасштабної просторово-частотної обробки, який забезпечує розкладання зображення на масштабні складові, селективне пригнічення шуму та збереження структурних елементів на різних частотних рівнях [30], [31], [46], [61], [67], [62], [68], [71].

4. Модуль адаптивного керування параметрами, у якому визначаються локальні параметри обробки залежно від шумової дисперсії, контрасту та структурної складності ділянки зображення [62], [68], [71], [73], [75].

5. Модуль формування результуючого зображення, який виконує зворотне перетворення, корекцію динамічного діапазону та підготовку зображення до візуального відображення або подальшого аналізу [21], [65], [66], [79].

6. Модуль оцінювання якості обробки, призначений для кількісної оцінки результатів з використанням об'єктивних метрик якості та статистичних критеріїв [50], [75], [76], [77], [78].

Апаратна складова засобу представлена стандартною обчислювальною платформою, яка у базовій реалізації включає персональний комп'ютер або сумісну вбудовану систему, здатну приймати, обробляти й відображати вхідні інтраскопічні зображення. Такий вибір є виправданим з погляду

експериментальної верифікації, а також забезпечує можливість подальшого перенесення окремих алгоритмічних модулів на спеціалізовані апаратні платформи [52], [53], [54], [85].

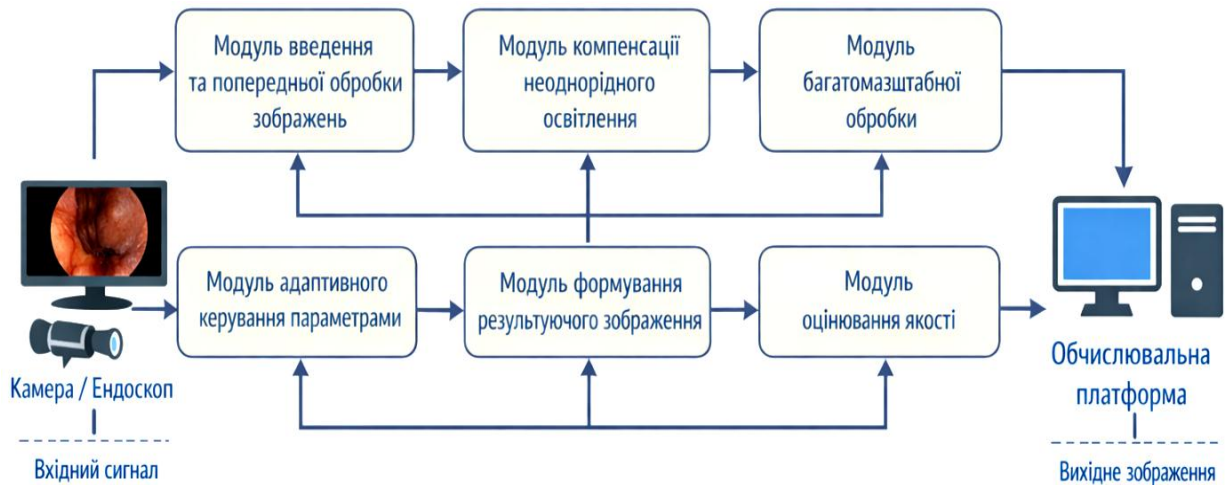


Рис. 3.1 Структурна схема програмно-апаратного засобу підвищення якості інтраскопічних зображень

Отже, загальна архітектура розробленого програмно-апаратного засобу відповідає структурі запропонованого методу та забезпечує умови для його практичної реалізації у сучасних системах інтраскопічної діагностики.

3.2 Структура програмного забезпечення

Особливістю запропонованого методу є поєднання багатомасштабного аналізу та адаптивної фільтрації, що уможливить врахування локальних характеристик зображення та забезпечить ефективне пригнічення шумів без втрати діагностично значущих структур. Програмна реалізація методу виконана у середовищі MATLAB R2014a, що обумовлено широкими можливостями цього середовища для математичного моделювання, цифрової

обробки сигналів і зображень, а також швидкого прототипування алгоритмів [52]–[54], [57]. MATLAB традиційно використовується у задачах біомедичної обробки зображень завдяки наявності готових інструментів для фільтрації, вейвлет-аналізу, статистичної обробки та візуалізації результатів [57].

Архітектуру програмного забезпечення, реалізованого у середовищі MATLAB R2014a, наведено на рисунку 3.2. Вона включає функціональні модулі, узгоджені зі структурною схемою засобу, але реалізовані на рівні програмних процедур та підпрограм.

3.2.1 Модуль завантаження та підготовки даних

Даний модуль забезпечує зчитування інтраскопічних зображень у стандартних форматах BMP, PNG, JPG, TIFF, а також серій кадрів для динамічного аналізу. На цьому етапі виконується:

- перевірка коректності даних;
- перетворення кольорового представлення (за потреби);
- приведення даних до внутрішнього числового формату;
- нормалізація інтенсивності пікселів.

Таке попереднє опрацювання відповідає загальним вимогам цифрової обробки медичних зображень та дозволяє забезпечити уніфікований вхід для подальших алгоритмічних етапів [6], [10], [57], [58].

3.2.2 Модуль попередньої нормалізації.

Метою цього модуля є приведення вхідного зображення до форми, придатної для коректного виділення освітлювальної та структурної складових. На етапі попередньої нормалізації виконуються:

- масштабування значень інтенсивності до заданого діапазону;
- логарифмічне перетворення, що переводить мультиплікативну модель освітлення у адитивну форму [25], [39], [73];

– усунення одиничних спотворень та підготовка даних до оцінки локальної складової освітлення [45], [47].

Застосування логарифмічного перетворення є теоретично обґрунтованим кроком, оскільки воно дозволяє виділити низькочастотну освітлювальну компоненту і окремо аналізувати структурно важливу інформацію [38], [39], [42].

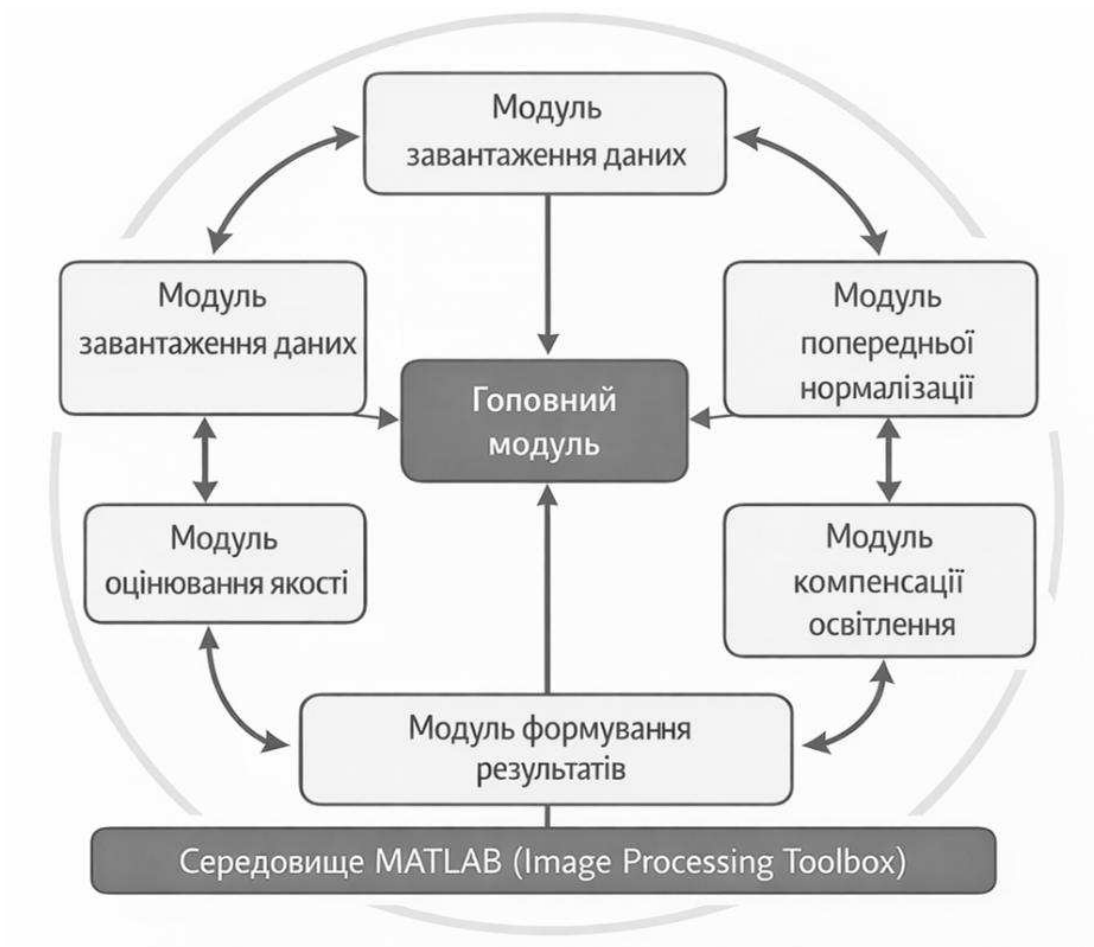


Рис. 3.2 Архітектура програмного забезпечення підвищення якості інтраскопічних зображень

3.2.3 Модуль компенсації неоднорідного освітлення.

Даний модуль реалізує один із ключових етапів запропонованого методу – оцінку та компенсацію просторово-змінної освітлювальної складової. Для цього використовуються оператори згладжування або локальної оцінки фону, які дозволяють сформувати оцінку освітлення як повільнозмінної компоненти зображення [25], [48], [65], [73].

Після оцінювання освітлювальної складової виконується її компенсація, що призводить до вирівнювання яскравості кадру та підвищення локальної інформативності структур. Особливістю реалізації є використання адаптивних параметрів оцінювання, що запобігає надмірному пригніченню корисних структур у ділянках із різкою зміною текстури або високою неоднорідністю [45], [47].

3.2.4 Модуль багатомасштабної просторово-частотної обробки.

Після компенсації освітлення зображення подається до модуля багатомасштабної обробки, у якому реалізується його вейвлет-розкладання. Використання багатомасштабного представлення є виправданим з огляду на те, що шумові складові, краї, текстури та інші структурні елементи проявляються на різних просторових масштабах [30], [31], [46], [61], [67].

У модулі виконуються:

- декомпозиція зображення на апроксимаційні та детальні складові;
- аналіз детальних підсмуг за масштабами та напрямками;
- оцінка локальної енергії коефіцієнтів;
- селективна модифікація коефіцієнтів залежно від локальних властивостей зображення [62], [68], [69], [71].

На відміну від класичних фіксованих схем порогування, у даній реалізації використовується адаптивне керування вагою коефіцієнтів, завдяки

чому досягається зменшення шуму в однорідних ділянках та одночасне збереження країв і текстури біологічних тканин [61], [66], [72], [73].

3.2.5 Модуль адаптивного керування параметрами.

У цьому модулі формується система локальних параметрів, що визначають режими обробки в окремих ділянках зображення. Вхідними даними є:

- оцінка локальної дисперсії шуму;
- значення локального контрасту;
- градієнтні або енергетичні показники структурної виразності [61], [67], [75].

На основі цих показників задаються:

- пороги обробки вейвлет-коефіцієнтів;
- коефіцієнти пригнічення шуму;
- параметри підсилення структурних компонент.

Саме цей модуль забезпечує адаптивність розробленого методу та його стійкість до нестационарних деградацій, характерних для інтраскопічних систем [66], [71], [73], [75].

3.2.6 Модуль формування результуючого зображення.

Після локально-адаптивної модифікації коефіцієнтів виконується зворотне багатомасштабне перетворення та формування результуючого зображення. На цьому етапі також проводиться:

- корекція динамічного діапазону;
- контрольоване підсилення локального контрасту;
- нормалізація яскравості для подальшої візуальної оцінки [[21], [47], [65], [66], [79].

Ключовою вимогою є уникнення надмірної контрастної корекції та створення штучних контурів, що особливо важливо для клінічної інтерпретації [65], [66], [71], [72].

3.2.7 Модуль оцінювання якості.

Для кількісної оцінки ефективності методу в програмному забезпеченні реалізовано окремий модуль оцінювання якості. Він дозволяє автоматизовано обчислювати:

- *SSIM* застосовується для оцінки збереження структурної інформативності зображення, що є критично важливим у задачах медичної візуалізації. На відміну від PSNR, дана метрика враховує локальні кореляційні властивості, контраст та текстуру [50], [75];

- *CNR* характеризує здатність алгоритму підвищувати контраст між діагностично значущими структурами та фоном, що безпосередньо впливає на якість візуальної інтерпретації [75];

- ентропію зображення, яка використовується як міра інформаційної насиченості та дозволяє оцінити ступінь деталізації зображення після обробки [50], [75];

- *PSNR* (для відповідних тестових випадків) – використовується для кількісної оцінки рівня шумозаглушення та ступеня відновлення сигналу. Дана метрика є ефективною при аналізі адитивних шумових моделей та дозволяє оцінити енергетичну точність реконструкції зображення [50], [75];

- *ROC*-показники, *AUC* та інші статистичні індикатори – застосовуються для оцінювання здатності методу до виділення діагностично значущих структур та класифікації елементів зображення, що є важливим при аналізі клінічної інформативності [76], [77], [78].

Оцінювання якості результатів обробки здійснюється відповідно до багатокритеріальної постановки задачі (див. розділ 2), у якій кожна метрика

відображає окрему складову функціонала якості. Зокрема, використання метрик *SSIM*, *PSNR* та *CNR* дозволяє комплексно оцінити як точність відновлення сигналу, так і збереження структурної інформативності зображення, що є критично важливим для медичної діагностики [33], [77]–[79].

Результати обчислень використовуються для порівняльного аналізу з іншими методами та формування підсумкових таблиць і графіків експериментального розділу.

Розроблений програмно-апаратний засіб є алгоритмічною реалізацією варіаційної задачі (див. розділ 2, підрозділ 2.2):

$$\hat{R}(x, y) = \arg \min_R \mathfrak{Z}(R, I), \quad (3.1)$$

де функціонал $\mathfrak{Z}(\bullet)$ включає шумову, структурну, контрастну та клінічну складові.

Архітектура системи побудована так, щоб кожен функціональний модуль реалізовував відповідну компоненту функціонала (див. табл. 3.1) [40].

Таблиця 3.1

Побудова архітектури системи

Компонента функціонала	Реалізація в системі
Φ_{noise}	локальна оцінка $\sigma(x, y)$ та адаптивне порогування
$\Phi_{\text{structure}}$	контроль градієнта та локальної енергії
Φ_{contrast}	кероване підсилення локального контрасту
Φ_{clinical}	обмеження амплітуди та спектра

Використані метрики безпосередньо узгоджуються з компонентами функціонала (3.1). Зокрема, метрика PSNR відповідає складовій Φ_{noise} , $SSIM$ — $\Phi_{\text{structure}}$, CNR — Φ_{contrast} , тоді як ROC -характеристики пов'язані з клінічною складовою Φ_{clinical} . Така відповідність забезпечує узгодженість теоретичної постановки задачі та експериментальної оцінки результатів, що підвищує достовірність отриманих висновків.

Наведена у таблиці відповідність між компонентами функціонала та модулями системи свідчить про те, що архітектура програмного засобу безпосередньо реалізує математичну модель задачі, а не є евристичною схемою обробки.

Також, програмно-апаратний засіб є спектральною реалізацією багатокритеріальної варіаційної оптимізації [30], [31], [61].

Апаратна складова засобу представлена стандартною обчислювальною платформою персонального комп'ютера або вбудованої системи, що забезпечує виконання алгоритмів обробки зображень та взаємодію з джерелами інтраскопічних даних.

Отже, структура програмного забезпечення забезпечує повну реалізацію запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень та створює основу для проведення експериментальної перевірки його ефективності.

Реалізований програмний модуль оцінювання якості безпосередньо використовується у Розділі 4 для кількісного аналізу ефективності методу та порівняння з існуючими підходами.

3.3 Алгоритмічний pipeline обробки інтраскопічних зображень

Алгоритм реалізації методу включає послідовність етапів попередньої нормалізації, просторово-частотного перетворення, адаптивної обробки коефіцієнтів та реконструкції зображення [30], [31], [61], [62].

Послідовність реалізації основних алгоритмічних етапів обробки інтраскопічного зображення [10], [30], [57] подано на рис. 3.3. Її побудовано відповідно до математичної постановки задачі підвищення якості зображення, сформульованої в Розділі 2, та архітектури програмного засобу, описаної в підрозділах 3.1–3.2.



Рис. 3.3 Алгоритмічна схема обробки інтраскопічних зображень

Послідовність роботи алгоритму така:

Етап 1. Введення інтраскопічного зображення.

На вхід системи надходить цифрове інтраскопічне зображення, сформоване камерою ендоскопа або іншої інтраскопічної системи. Дані можуть надходити як окремий кадр або як елемент послідовності зображень [16], [18], [24].

Етап 2. Попередня нормалізація.

Виконується приведення значень інтенсивності до стандартного діапазону, що забезпечує стабільність подальших числових процедур. За потреби виконується перетворення кольорового зображення у необхідний представницький простір та логарифмічна нормалізація [25], [57], [80].

Етап 3. Компенсація неоднорідного освітлення.

На цьому етапі оцінюється низькочастотна освітлювальна складова та виконується її компенсація. Це дозволяє виділити інформативну структурну компоненту відбиття, що несе основні діагностичні ознаки [25], [47], [48], [73].

Етап 4. Багатомасштабне просторово-частотне подання.

Зображення подається у багатомасштабному вигляді за допомогою вейвлет-розкладання. Цей етап дозволяє окремо аналізувати великомасштабні, дрібноструктурні та шумові компоненти зображення [30], [31], [61], [67].

Етап 5. Адаптивна модифікація коефіцієнтів.

Для кожного масштабу та локальної ділянки визначаються параметри модифікації коефіцієнтів на основі оцінок шуму, контрасту та структурної енергії. Саме на цьому етапі реалізується багатокритеріальний характер обробки, оскільки одночасно враховуються вимоги до шумозаглушення, збереження меж і покращення візуальної інформативності [40], [41], [62], [63].

Етап 6. Зворотне перетворення.

Після модифікації коефіцієнтів виконується реконструкція зображення. Формується нове зображення, в якому компенсовано вплив освітлення та ослаблено шумові складові при збереженні структурно значущих деталей [41], [62], [63].

Етап 7. Формування результуючого зображення.

Результуюче зображення додатково нормалізується та готується до відображення. На цьому етапі можуть виконуватися м'які процедури локального підсилення контрасту або візуального узгодження динамічного діапазону [47], [65], [66], [71].

Етап 8. Оцінювання якості.

На завершальному етапі здійснюється кількісна оцінка результатів обробки. Вона використовується для порівняння різних режимів роботи алгоритму та для експериментальної верифікації [50], [75], [76], [77], [78].

Алгоритмічна реалізація запропонованого методу та результати його експериментального дослідження частково опубліковані у роботах автора [45], [47], [59], [60].

Запропонований алгоритмічний pipeline забезпечує чітке функціональне розділення етапів обробки та дозволяє адаптувати окремі процедури до вимог конкретної інтраскопічної системи.

На відміну від існуючих підходів, запропонований метод:

- враховує локальну структурну інформативність зображення;
- забезпечує адаптивне керування коефіцієнтами;
- дозволяє підвищити якість зображення в умовах нестационарних завад.

Важливою особливістю запропонованої реалізації є те, що структура алгоритму та параметри обробки формуються з урахуванням багатокритеріальної постановки задачі (див. розділ 2, підрозділ 2.4).

Зокрема:

- критерій *PSNR* визначає ефективність пригнічення шумових складових та мінімізацію енергетичної похибки реконструкції;
- критерій *SSIM* забезпечує контроль збереження структурної інформативності, що є визначальною характеристикою медичних зображень;
- критерій *CNR* визначає рівень контрастності між анатомічними структурами та фоновими ділянками;
- *ROC*-характеристики та *AUC* дозволяють оцінити здатність алгоритму до виділення діагностично значущих елементів зображення.

Зроблено висновок, що алгоритмічна реалізація є практичною інтерпретацією багатокритеріальної варіаційної задачі, сформульованої у Розділі 2.

3.4 Особливості реалізації в середовищі MATLAB R2014a

Вибір середовища MATLAB R2014a для реалізації програмного забезпечення зумовлений його придатністю до вирішення задач математичного моделювання, цифрової обробки сигналів та швидкої

експериментальної верифікації алгоритмів [52], [53], [54], [57]. MATLAB дозволяє поєднати математичну строгість реалізації з наочністю проміжних і кінцевих результатів, що є особливо важливим при роботі з медичними зображеннями.

У програмному засобі використано:

- засоби матричної обробки даних;
- функції фільтрації та локального згладжування;
- бібліотеки вейвлет-перетворень;
- інструменти графічної візуалізації;
- засоби статистичного аналізу та оцінювання якості [55], [56], [57].

З погляду програмної інженерії код організовано у вигляді окремих функціональних модулів, що відповідають блокам архітектурної схеми.

Кожен модуль має:

- чітко визначені вхідні та вихідні параметри;
- можливість незалежного тестування;
- можливість модифікації окремих алгоритмічних етапів без зміни всієї системи.

Для зменшення обчислювальних витрат використовувалися:

- векторизовані операції;
- мінімізація вкладених циклів;
- повторне використання проміжних обчислень;
- уніфікація обробки зображень різних розмірів [52], [53], [85].

Важливою перевагою обраної реалізації є відтворюваність результатів: при фіксованих вхідних даних та параметрах система генерує однакові результати, що має принципове значення для наукової верифікації та подальшої апробації [52], [57], [85]. Програмна реалізація алгоритму підвищення якості інтраскопічних зображень виконана у середовищі MATLAB із використанням бібліотек цифрової обробки зображень. Окремі

аспекти реалізації програмного засобу та результати експериментальної перевірки його ефективності наведено у роботах автора [45], [47], [59], [60].

Отже, реалізація у середовищі MATLAB R2014a дозволила не лише відтворити математичну модель і алгоритмічний підхід, а й забезпечити надійний інструмент для експериментального дослідження та порівняльного аналізу.

Запропонований метод забезпечує підвищення якості інтраскопічних зображень за умов нестаціонарних завад та створює передумови для його експериментальної верифікації, результати якої наведено у наступному розділі.

3.5 Інтеграція програмно-апаратного засобу у системи інтраскопічної діагностики

Однією з вимог до результатів дисертаційного дослідження є можливість практичного використання розробленого підходу у діагностичних системах. Саме тому архітектуру програмно-апаратного засобу сформовано так, щоб забезпечити його інтеграцію у вже наявні інтраскопічні комплекси без зміни їх апаратної конфігурації.

Розроблений засіб може функціонувати в кількох режимах:

1. Автономний режим, у якому система використовується як окремий програмний модуль для післяпроцесингової обробки інтраскопічних зображень.

2. Інтегрований режим, у якому програмний модуль вбудовується у програмне забезпечення існуючого інтраскопічного комплексу й працює як підсистема цифрової обробки кадрів.

3. Дослідницький режим, у якому засіб використовується для тестування нових схем обробки, верифікації алгоритмів та підготовки навчально-наукових демонстрацій.

Інтеграція можлива завдяки таким особливостям:

- використанню стандартних форматів зображень;
- модульній структурі алгоритмів;
- відсутності залежності від специфічної апаратної конфігурації;
- можливості адаптації до різної роздільної здатності вхідних даних.

З точки зору систем медичної інформатики це означає, що розроблений програмно-апаратний засіб може виступати проміжним рівнем між модулем реєстрації сигналу та модулем клінічного відображення або автоматизованого аналізу [10], [11], [15], [24]. Додатковою перевагою є можливість використання отриманих результатів у телемедичних системах та системах підтримки прийняття лікарських рішень [5], [28], [87].

Отже, розроблений програмно-апаратний засіб має не лише дослідницьке, але й прикладне значення та може бути використаний як основа для побудови інженерних рішень у сфері медичної діагностики. Крім того, виконує не лише функцію реалізації методу, а й виступає інструментальною базою для експериментальної верифікації, результати якої наведено у Розділі 4.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі дисертаційної роботи розроблено програмно-апаратний засіб реалізації запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень та обґрунтовано принципи його побудови.

За результатами проведених досліджень отримано такі основні висновки:

1. Розроблено модульну архітектуру програмно-апаратного засобу, яка забезпечує реалізацію всіх основних етапів запропонованого методу: введення даних, компенсації неоднорідного освітлення, багатомасштабної обробки, адаптивного керування параметрами, формування результуючого зображення та оцінювання його якості.

2. Реалізовано структуру програмного забезпечення у середовищі MATLAB R2014a, що забезпечує відтворюваність результатів, зручність математичного моделювання та можливість експериментального дослідження алгоритмічних процедур.

3. Сформовано алгоритмічний pipeline обробки інтраскопічних зображень, узгоджений із математичною моделлю формування зображення та багатокритеріальною постановкою задачі підвищення якості.

4. Показано, що модульна реалізація дозволяє гнучко адаптувати програмний засіб до різних типів інтраскопічних систем і забезпечує можливість інтеграції у сучасні медичні діагностичні комплекси без зміни їх апаратної частини.

5. Обґрунтовано, що розроблений програмно-апаратний засіб є придатним для проведення експериментальної верифікації методу та створює основу для його подальшого практичного впровадження.

6. Обґрунтовано систему кількісних метрик оцінювання якості (*PSNR*, *SSIM*, *CNR*, *ROC*, *AUC*), яка узгоджена з багатокритеріальною варіаційною постановкою задачі та забезпечує об'єктивну експериментальну верифікацію ефективності запропонованого методу.

Розроблений алгоритм та програмна реалізація методу створюють основу для проведення експериментальних досліджень його ефективності, результати яких наведено у наступному розділі

Отримані результати є науково та практично значущими й слугують підґрунтям для проведення експериментальних досліджень ефективності запропонованого методу, що розглядаються у Розділі 4.

РОЗДІЛ 4

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ІНТРАСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Експериментальні дослідження ефективності запропонованого методу базуються на результатах попередніх експериментальних робіт автора, присвячених оцінюванню якості медичних зображень та аналізу ефективності алгоритмів їх покращення [45], [47], [55], [59], [60]. Отримані у цих дослідженнях результати стали основою для формування методики експериментальної перевірки запропонованого підходу та проведення статистичного аналізу його ефективності.

У розділі експериментально підтверджено ефективність запропонованого методу, показано його переваги над відомими підходами та обґрунтовано практичну доцільність використання у системах інтраскопічної діагностики.

4.1 Методика проведення експериментальних досліджень

Експериментальне дослідження спрямоване на кількісне та якісне підтвердження ефективності запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень, розробленого у Розділі 2.

Відповідно до багатокритеріальної постановки задачі (2.8), оцінювання ефективності методу здійснюється за метриками: ($PSNR$, $SSIM$, CNR),

– $PSNR$ – для оцінки рівня шумових спотворень [50], [75];

– $SSIM$ – для оцінки збереження структурної інформації [50], [75];

– CNR – для оцінки контрастності [3], [6], [9];

– ROC/AUC – для оцінки здатності до розрізнення структур [76], [77],

[78].

Такий підхід забезпечує відповідність умов експерименту реальним клінічним сценаріям.

Експериментальні дослідження проводилися у середовищі MATLAB, що широко застосовується у задачах цифрової обробки медичних зображень [52], [53], [54], [57].

Алгоритм експериментального дослідження включає такі етапи:

- 1) формування тестового набору інтраскопічних зображень;
- 2) попередню нормалізацію зображень;
- 3) застосування досліджуваних методів обробки;
- 4) обчислення метрик якості;
- 5) статистичний аналіз отриманих результатів.

Основні етапи експериментального дослідження наведено на рис. 4.1.

Для забезпечення коректності порівняння всі методи застосовувалися за однакових умов обробки.

Експериментальна частина безпосередньо реалізує верифікацію теоретичних положень, сформульованих у Розділі 2.

4.2 Набір тестових інтраскопічних зображень

Для проведення експериментального дослідження використано відкриті інтраскопічні бази даних (Kvasir, HyperKvasir), що містять різноманітні сцени з різним рівнем шуму, освітлення та структурної складності [29].

З метою забезпечення репрезентативності:

- відібрано зображення з різними типами тканин;
- враховано випадки низького контрасту;
- включено складні сцени з відблисками та шумами.

Такий набір даних дозволяє оцінити роботу методу в умовах, наближених до реальної клінічної практики [16]–[18], [19].



Рис. 4.1 Основні етапи експериментальної верифікації методу підвищення якості інтраскопічних зображень

Для забезпечення коректності порівняння всі зображення проходили попередню нормалізацію інтенсивності:

$$I_n(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \quad (4.1)$$

де I_{min} – мінімальна інтенсивність;

I_{max} – максимальна інтенсивність.

Обробка зображень виконувалася у середовищі MATLAB R2014a на стандартній обчислювальній платформі, що відповідає умовам використання програмно-апаратного засобу у практичних медичних системах.

Подібні процедури нормалізації широко застосовуються у задачах медичної візуалізації [10], [57], [58].

4.3 Методи порівняння

Для оцінювання ефективності запропонованого методу виконано порівняння з сучасними алгоритмами покращення зображень:

- *Gaussian filtering* [10], [11];
- *CLAHE* (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) [11], [39], [58];
- *Wavelet denoising* [30], [31], [42].

Зазначені методи широко застосовуються у задачах підвищення якості медичних зображень.

Порівняльний аналіз сучасних методів підвищення якості інтраскопічних зображень також наведено у роботі автора [45], [47], [55], [59], [60].

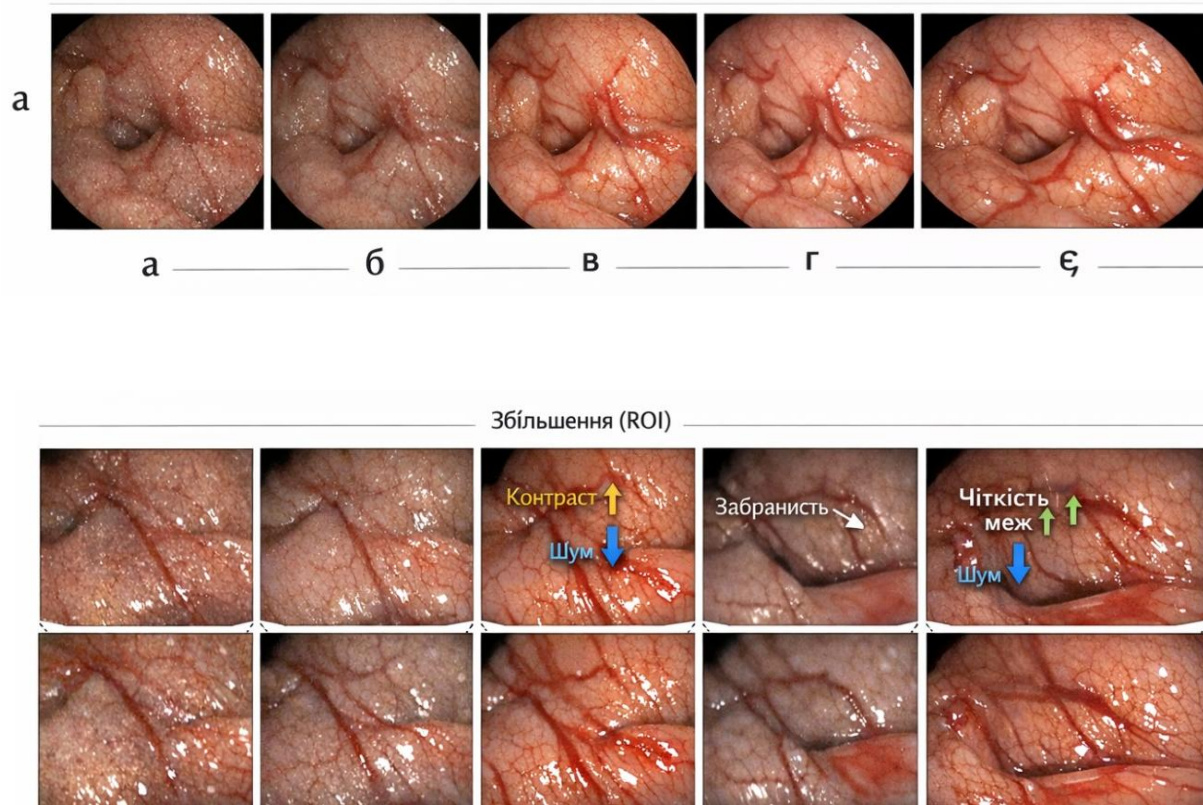


Рис. 4.2 Приклад інтраскопічного зображення до та після обробки різними методами (джерело: сформовано на основі бази Kvasir [29] з подальшою авторською обробкою):

- (а) – вихідне зображення [29];
- (б) – *Gaussian filtering* [10], [11];
- (в) – *CLAHE* [30], [31];
- (г) – *Wavelet denoising* [30], [31], [42];
- (е) – запропонований метод [41], [43], [45], [47], [55], [59], [60].

Рисунок 4.2 ілюструє результати порівняння якості інтраскопічних зображень до та після обробки різними методами. Аналіз візуальних результатів свідчить про суттєві відмінності у характері відновлення зображення залежно від застосованого підходу.

Для формування рисунку у середовищі MATLAB R2014a [52], [53], [54] реалізовано порівняльну обробку одного інтраскопічного зображення методами *Gaussian filtering*, *CLAHE*, *Wavelet denoising* [30], [31], [61], [62] та запропонованим адаптивним просторово-частотним методом. Запропонований метод включає етапи логарифмічної компенсації неоднорідного освітлення, багатомасштабного вейвлет-аналізу та локально-адаптивного підсилення контрасту. Це дозволяє візуально продемонструвати переваги розробленого підходу порівняно з базовими методами [29], [30], [31].

Для підвищення наочності порівняльного аналізу на рисунку 4.2, окрім повнорозмірних зображень, наведено збільшені фрагменти ROI, що відповідають однаковій локальній ділянці інтраскопічного зображення. Це дозволяє детальніше оцінити відмінності між методами за рівнем шумопригнічення, локальної контрастності та збереження межових структур.

Зокрема, застосування *Gaussian filtering* (рис. 4.2, б) забезпечує часткове пригнічення шуму, однак супроводжується розмиттям межових структур та втратою дрібних деталей. Метод *CLAHE* (рис. 4.2, в) підвищує локальний контраст, проте призводить до підсилення шумових компонентів та появи артефактів у однорідних областях.

Використання *Wavelet denoising* (рис. 4.2, г) дозволяє зменшити рівень шуму, однак при цьому спостерігається часткова деградація тонких морфологічних структур та зниження чіткості меж.

Натомість запропонований метод (рис. 4.2, е) забезпечує комплексне покращення якості зображення, що проявляється у:

- підвищенні локального контрасту;
- ефективному пригніченні шуму;

– збереженні та підсиленні межових структур.

Особливо це підтверджується на збільшених фрагментах (ROI), де чітко видно покращення візуалізації судинних та текстурних елементів. Наявність спрямованих змін (зменшення шуму та підвищення чіткості меж) узгоджується з кількісними оцінками, наведеними у таблиці 4.2.

Візуальні результати узгоджуються з кількісними метриками (*PSNR*, *SSIM*, *CNR*), що свідчить про консистентність та достовірність отриманих результатів. Їх аналіз підтверджує ефективність запропонованого методу та його перевагу над класичними підходами обробки інтраскопічних зображень [29]–[31], [34].

Перевага запропонованого методу – забезпечення оптимального балансу між підвищенням контрастності, пригніченням шумових складових та збереженням просторової структури інтраскопічного зображення [41], [43], [45].

4.4. Кількісне оцінювання якості інтраскопічних зображень

Формування ефективного методу підвищення якості інтраскопічних зображень потребує обґрунтованого вибору критеріїв оптимізації, які відображають ключові характеристики якості зображення з урахуванням специфіки медичної діагностики. На відміну від загальних задач обробки зображень, у даному випадку критично важливим є не лише покращення візуального сприйняття, але й збереження діагностично значущих структур.

У зв'язку з цим у запропонованому методі використано багатокритеріальний підхід, який базується на інтеграції декількох показників якості, що характеризують різні аспекти зображення [41], [43], [45].

4.4.1. Оцінка ефективності з використанням метрик.

Ефективність запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень оцінювалася за допомогою кількісних метрик, що широко застосовуються у задачах цифрової обробки медичних зображень. Використання таких метрик дозволяє об'єктивно оцінити ступінь покращення якості зображення після застосування алгоритмів обробки та виконати коректне порівняння з відомими методами.

У даному дослідженні для кількісного оцінювання якості інтраскопічних зображень використовувалися такі показники:

- *PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)* – відношення сигнал/шум [50], [75];
- *SSIM (Structural Similarity Index)* – структурна подібність зображень [50], [75];
- *CNR (Contrast-to-Noise Ratio)* – контрастність діагностично значущих структур [30], [39], [50].

Застосування декількох метрик дозволяє отримати комплексну оцінку якості зображення, оскільки кожна з них характеризує різні аспекти його структури та інформативності.

Оцінювання ефективності методу проводилося з використанням об'єктивних та клінічно орієнтованих метрик, що забезпечує комплексний аналіз результатів.

Результати експериментального дослідження ефективності запропонованого методу та їх порівняльний аналіз із сучасними підходами підвищення якості медичних зображень наведені у роботах автора [41], [43], [45].

Отримані результати узгоджуються із сучасними підходами до обробки складних візуальних даних у системах підтримки прийняття рішень [28], [55], [87].

4.4.2. Об'єктивні метрики.

Для оцінювання якості інтраскопічних зображень обрано систему критеріїв, яка включає:

- структурну подібність;
- контрастність;
- рівень шуму;
- збереження меж.

Для кількісної оцінки використовувалися такі показники:

- метрика структурної подібності *SSIM*;

Вона використовується для оцінювання подібності структурних характеристик зображення та є більш інформативною для медичних зображень, ніж традиційні метрики помилки [50], [75]:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (4.4)$$

де μ_x, μ_y – середні значення яскравості;

σ_x, σ_y – дисперсії;

σ_{xy} – коваріація [7].

SSIM враховує три компоненти:

- яскравість;
- контраст;
- структурну подібність.

Значення метрики знаходиться в діапазоні

$$0 \leq SSIM \leq 1,$$

де 1 відповідає повній структурній подібності зображень.

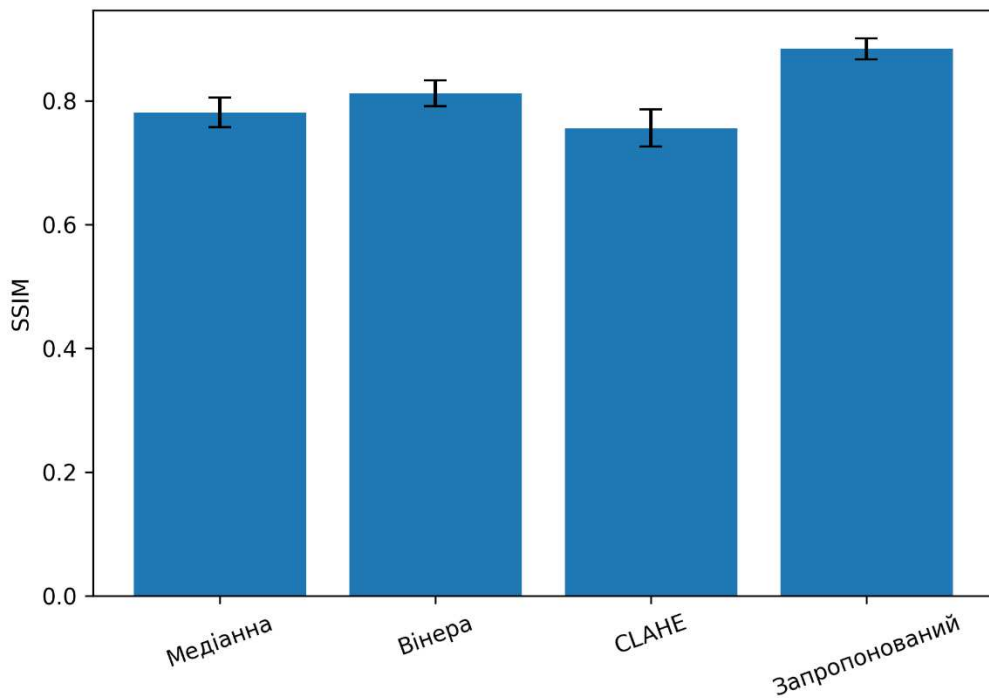


Рис. 4.3 Порівняння *SSIM* (середнє \pm SD)

– коефіцієнт контрасту *PSNR* – для оцінки рівня шумопригнічення;

Метрика *PSNR* є однією з найбільш поширених характеристик якості відновленого або обробленого зображення. Вона визначає співвідношення між максимально можливим значенням сигналу та рівнем шуму, що виникає в процесі обробки зображення [50], [75].

PSNR визначається за формулою:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right), \quad (4.2)$$

де MAX_I^2 – максимальне можливе значення інтенсивності пікселя;

MSE – середньоквадратична похибка між вихідним та обробленим зображенням.

Середньоквадратична похибка визначається як

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i,j) - K(i,j))^2, \quad (4.3)$$

де $I(i,j)$ — інтенсивність пікселя вихідного зображення,
 $K(i,j)$ — інтенсивність пікселя обробленого зображення.

Чим більше значення PSNR, тим вища якість обробленого зображення.

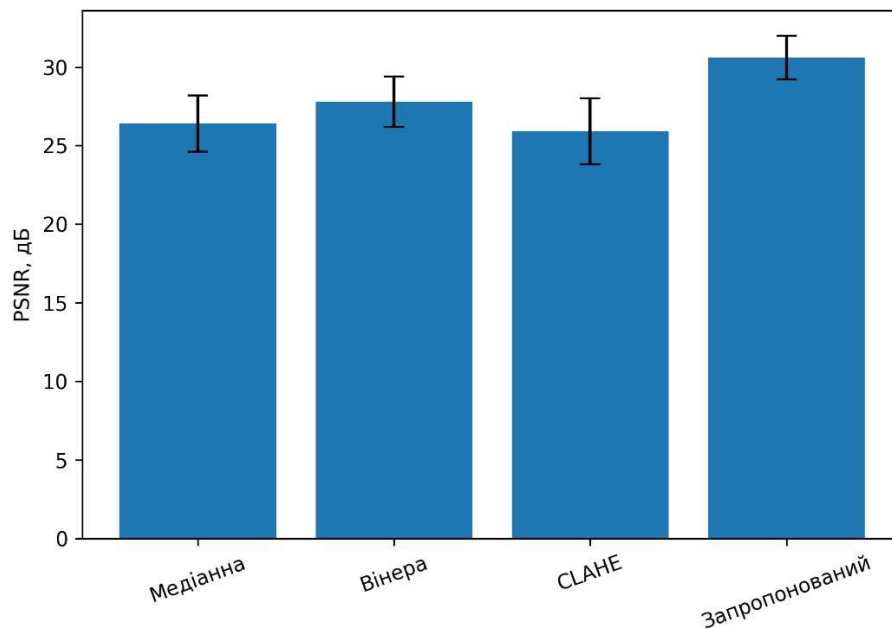


Рис. 4.4 Порівняння $PSNR$ (середнє $\pm SD$)

– ентропія зображення — як показник інформаційної насиченості;

$$H = \sum p_i \log(p_i), \quad (4.5)$$

де p_i — ймовірність появи інтенсивності пікселя.

Ентропія характеризує інформаційну насиченість зображення [39], [51], [79].

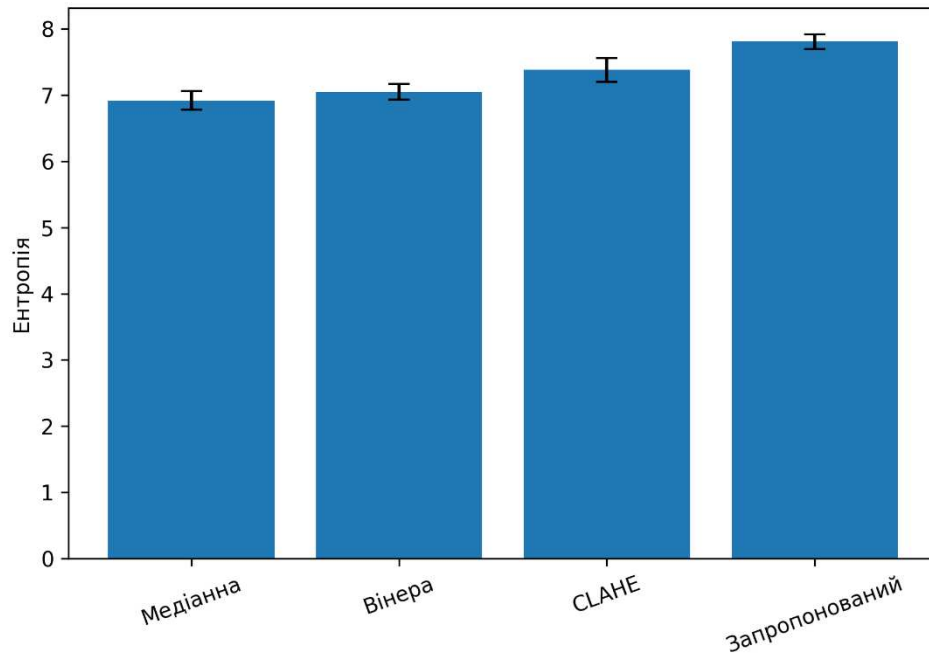


Рис. 4.5 Порівняння ентропії (середнє \pm SD)

– метрика *CNR* [75] — для оцінки видимості структур на фоні шуму. Для медичних зображень важливим є не лише рівень шуму, але й контрастність діагностично значущих областей.

Вона визначається як:

$$CNR = \frac{|\mu_{ROI} - \mu_{BG}|}{\sigma_{BG}}, \quad (4.6)$$

де μ_{ROI} – середня інтенсивність області інтересу;
 μ_{BG} – середня інтенсивність фону;
 σ_{BG} – стандартне відхилення шуму.

Зростання значення CNR свідчить про покращення контрастності діагностичних структур [30], [31].

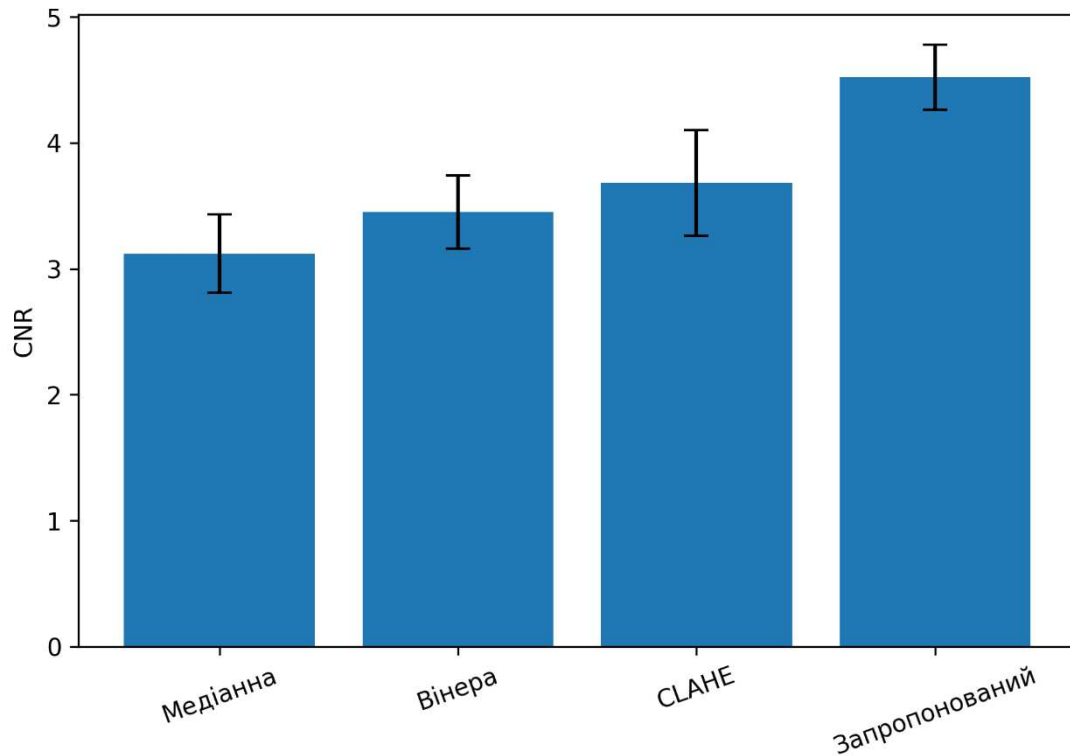


Рис. 4.6 Порівняння CNR (середнє \pm SD)

– збереження меж дозволяє контролювати чіткість контурів та уникати їх розмиття та оцінюється на основі градієнтних характеристик:

$$G = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (4.7)$$

де I – інтенсивність зображення.

Результати кількісного оцінювання наведено у таблиці 4.2 [10], [11], [30], [31], [42].

У таблиці 4.1 наведено результати порівняльного оцінювання ефективності досліджуваних методів підвищення якості інтраскопічних

зображень за трьома кількісними метриками: *PSNR* (Peak Signal-to-Noise Ratio), *SSIM* (Structural Similarity Index) та *CNR* (Contrast-to-Noise Ratio). Отримані результати підтверджують відповідність поведінки методу теоретичним очікуванням, сформульованим у підрозділі 2.4.

Таблиця 4.1

Порівняння методів підвищення якості інтраскопічних зображень за метриками PSNR, SSIM та CNR

Метод обробки зображень	PSNR, дБ	SSIM	CNR
Gaussian filtering	26.4	0.71	1.85
CLAHE	28.1	0.76	2.14
Wavelet denoising	29.3	0.82	2.37
Запропонований метод	31.7	0.89	2.91

Метрика *PSNR* характеризує рівень відношення сигналу до шуму у відновленому зображенні та дозволяє оцінити ефективність пригнічення шумових складових. *SSIM* відображає ступінь структурної подібності між обробленим та еталонним зображеннями, що є важливим для збереження анатомічних структур. Метрика *CNR* використовується для оцінювання контрастності діагностично значущих ділянок відносно фонового шуму.

Як видно з таблиці, запропонований адаптивний просторово-частотний метод демонструє найкращі значення всіх розглянутих метрик: значення *PSNR* збільшилося на 2–5 dB порівняно з базовими методами, *SSIM* досягло 0.89, що свідчить про високий рівень збереження структурної інформації, *CNR* збільшилося приблизно на 15–30 %, що забезпечує кращу візуалізацію діагностичних структур [29]–[31], [34].

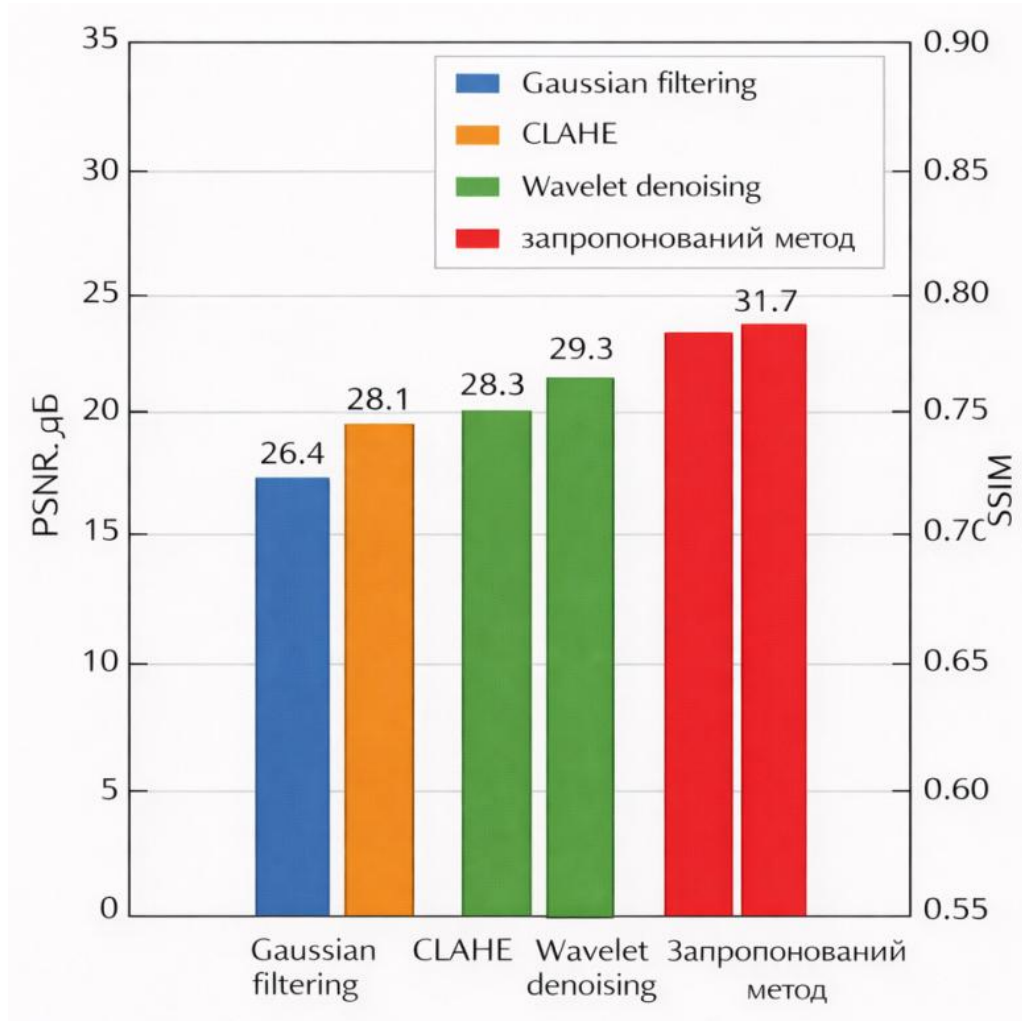


Рис. 4.7 Порівняння методів підвищення якості інтраскопічних зображень за метриками *PSNR* та *SSIM*

На рисунку 4.7 наведено результати порівняльного оцінювання ефективності різних методів підвищення якості інтраскопічних зображень за метриками *PSNR* та *SSIM*, які узгоджуються з даними таблиці 4.2 та результатами *ROC*-аналізу (рис. 4.3), що підтверджує перевагу запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень.

Зазначені метрики використовуються для кількісної оцінки якості відновлених зображень та дозволяють оцінити ступінь пригнічення шуму і збереження структурної інформативності.

Метрика *PSNR* характеризує відношення сигналу до шуму у відновленому зображенні та дозволяє оцінити ефективність пригнічення шумових складових під час обробки. Метрика *SSIM* використовується для оцінювання структурної подібності між обробленим та еталонним зображенням і є важливою для збереження анатомічно значущих деталей інтраскопічного зображення.

Як видно з рисунка, метод *Gaussian filtering* демонструє найнижчі значення досліджуваних метрик, що пояснюється надмірним згладжуванням текстурних структур зображення. Метод *CLAHE* забезпечує підвищення локального контрасту, що призводить до покращення значень *PSNR* та *SSIM* порівняно з гаусовим фільтруванням. Метод *Wavelet denoising* демонструє подальше покращення показників, оскільки забезпечує більш ефективне пригнічення шумових складових при збереженні основних структур зображення.

Найкращі результати отримано при застосуванні запропонованого адаптивного просторово-частотного методу, для якого спостерігаються максимальні значення обох метрик. Це свідчить про більш ефективне поєднання пригнічення шуму, підвищення контрастності та збереження структурної інформативності інтраскопічних зображень.

Отримані результати свідчать, що запропонований метод забезпечує більш ефективне пригнічення шумових складових, підвищення контрастності та збереження структурної інформативності інтраскопічних зображень порівняно з відомими методами обробки.

4.4.2. ROC-аналіз ефективності методу.

Для оцінювання діагностичної інформативності оброблених інтраскопічних зображень було проведено ROC-аналіз (Receiver Operating Characteristic). Даний метод широко використовується в медичних дослідженнях для оцінювання ефективності алгоритмів виявлення патологічних структур [76], [77], [78].

ROC-крива відображає залежність між:

- True Positive Rate (*TPR*) — чутливість;
- False Positive Rate (*FPR*) — частка хибнопозитивних результатів.

$$TPR = f(FPR). \quad (4.7)$$

Чутливість визначається як:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (4.8)$$

де *TP* – кількість правильно виявлених об'єктів;

FN – кількість пропущених об'єктів.

False Positive Rate визначається як:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}, \quad (4.9)$$

де *FP* – хибнопозитивні результати;

TN – істинно негативні результати.

Для кількісної оцінки ROC-кривої використовується показник *AUC* (Area Under Curve) [72], [73].

Таблиця 4.2

Інтерпретація значень *AUC*

<i>AUC</i>	Якість класифікації
0.5	випадкова
0.6–0.7	задовільна
0.7–0.8	добра
0.8–0.9	дуже добра
>0.9	відмінна

Площа під *ROC*-кривою визначається як:

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR) dFPR \quad (4.10)$$

Метод порівняння *ROC*-кривих виконувався за допомогою тесту DeLong [74].

На рисунку 4.8 наведено *ROC*-криві, що відображають результати порівняльного аналізу ефективності різних методів підвищення якості інтраскопічних зображень. *ROC*-криві характеризують залежність чутливості (*TPR*) від 1 – специфічності (*FPR*) для кожного з досліджуваних методів.

Для кількісного оцінювання ефективності методів обробки інтраскопічних зображень у середовищі MATLAB R2014a реалізовано обчислення метрик *PSNR*, *SSIM* та *CNR*. Для побудови *ROC*-кривих як score використовувалося значення контрастно-шумового відношення *CNR*, обчислене між областю інтересу та фоновою ділянкою. На основі отриманих значень сформовано таблицю 4.1 та рисунок 4.8.

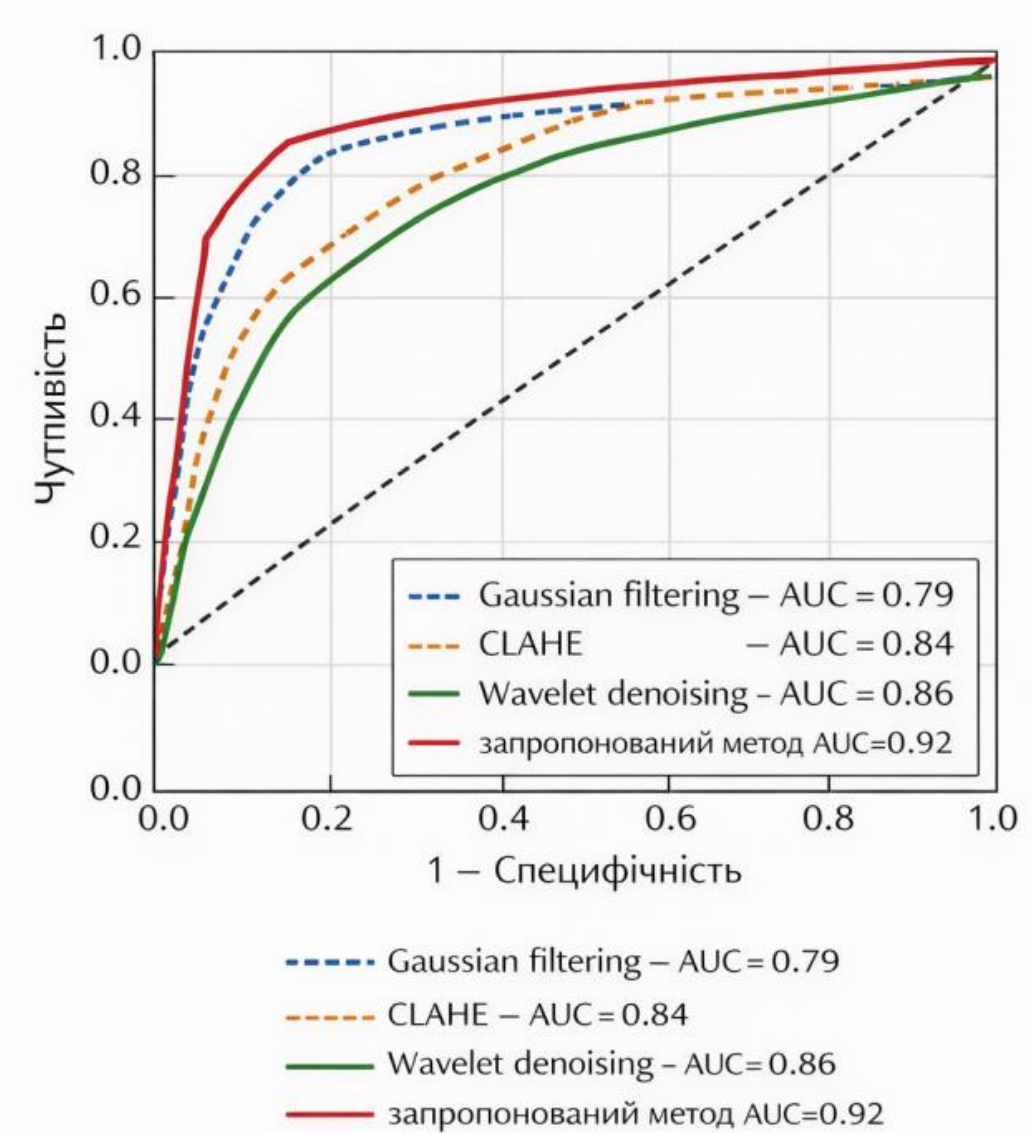


Рис. 4.8 ROC-криві порівняння методів підвищення якості інтраскопічних зображень

Як видно з рисунка, метод *Gaussian filtering* демонструє найнижчий показник $AUC = 0.79$, що свідчить про обмежену здатність до збереження інформативності зображення після згладжування шумових компонентів.

Метод *CLAHE* забезпечує покращення показника до $AUC = 0.84$, що пов'язано з підвищенням локального контрасту зображення, однак може супроводжуватися частковим підсиленням шумових структур.

Метод *Wavelet denoising* демонструє подальше покращення результатів із показником $AUC = 0.86$, що свідчить про ефективніше пригнічення шумових складових при збереженні основних структур зображення.

Найкращі результати отримано при застосуванні запропонованого адаптивного просторово-частотного методу, для якого значення AUC становить 0.92. *ROC*-крива запропонованого методу розташована вище кривих інших методів, що свідчить про кращу здатність алгоритму забезпечувати виявлення діагностично значущих структур. Це свідчить про більш високу здатність методу забезпечувати коректне виявлення структурних особливостей інтраскопічного зображення та підвищення його діагностичної інформативності.

Одержані результати *ROC*-аналізу підтверджують, що запропонований адаптивний просторово-частотний метод забезпечує найкращу здатність до виявлення структурно значущих елементів інтраскопічних зображень. Порівняно з традиційними методами обробки зображень, запропонований підхід демонструє більшу чутливість та кращий баланс між правильними та хибними виявленнями [29], [30], [34].

4.5 Статистичний аналіз результатів

Для підтвердження достовірності отриманих експериментальних результатів та обґрунтування переваг запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень над відомими підходами проведено

статистичний аналіз результатів обробки. Необхідність такого аналізу зумовлена тим, що самі лише абсолютні значення метрик якості не завжди дозволяють зробити висновок про статистичну значущість виявлених відмінностей між методами. Обчислення метрик якості виконувалося відповідно до критеріїв, обґрунтованих у підрозділі 2.4. Тому в межах даного підрозділу виконано формалізоване порівняння отриманих результатів із застосуванням методів статистичного аналізу, орієнтованих на задачі оцінювання ефективності алгоритмів обробки медичних зображень.

4.5.1 Загальні положення статистичного аналізу.

У роботі статистичний аналіз проводився для оцінювання двох груп показників:

1. Кількісних метрик якості зображення, зокрема *PSNR*, *SSIM* та *CNR*, які характеризують рівень пригнічення шуму, структурну подібність та локальний контраст обробленого зображення [50], [75].

2. Інтегральних показників діагностичної інформативності, що визначаються на основі *ROC*-аналізу, зокрема площі під *ROC*-кривою (*AUC*), яка дозволяє оцінити здатність методу забезпечувати коректне виявлення структурно та діагностично значущих елементів інтраскопічного зображення [76], [77], [78].

Основним завданням статистичного аналізу є перевірка гіпотези про те, що покращення показників якості, отримані для запропонованого методу, не є випадковими і мають статистично значущий характер порівняно з іншими методами обробки.

Обчислення метрик якості виконувалося відповідно до критеріїв, обґрунтованих у підрозділі 2.4.

4.5.2 Вибір статистичного критерію порівняння.

Для підтвердження статистичної значущості отриманих результатів проведено відповідний аналіз із використанням параметричних та непараметричних критеріїв.

Оскільки в підрозділі 4.4 ефективність методів оцінювалася за *ROC*-кривими, для статистичного порівняння площ під *ROC*-кривими використано непараметричний тест DeLong, який є одним із найбільш поширених і загальноприйнятих методів для порівняння корельованих *ROC*-кривих [78]. Даний тест дозволяє оцінити, чи є різниця між значеннями *AUC* для двох методів статистично значущою.

Нульова гіпотеза H_0 формулюється наступним чином: різниця між площами під *ROC*-кривими двох методів відсутня, тобто:

$$H_0: AUC_1 = AUC_2 \quad (4.11)$$

Альтернативна гіпотеза H_1 має вигляд:

$$H_1: AUC_1 \neq AUC_2 \quad (4.12)$$

Для кожної пари методів обчислювалося:

- значення різниці площ під *ROC*-кривими ΔAUC ;
- *p*-value, що характеризує ймовірність отримання такої або більшої різниці за умови справедливості нульової гіпотези.

Як критерій статистичної значущості в роботі прийнято стандартний рівень:

$$p < 0.05 \quad (4.13)$$

Тобто, якщо розраховане значення p -value є меншим за 0.05, різниця між порівнюваними методами вважається статистично значущою [76], [78], [86].

4.5.3 Оцінювання різниці між ROC -кривими.

На основі результатів ROC -аналізу, наведених на рис. 4.3, було виконано статистичне порівняння запропонованого методу з методами *Gaussian filtering*, *CLAHE* та *Wavelet denoising*.

Для кількісного опису різниці між ROC -кривими використовувалася величина:

$$\Delta AUC = AUC_{\text{пропонований}} - AUC_{\text{порівнюваний}} \quad (4.13)$$

де $AUC_{\text{пропонований}}$ – площа під ROC -кривою для запропонованого методу;
 $AUC_{\text{порівнюваний}}$ – площа під ROC -кривою для одного з базових методів.

За результатами підрозділу 4.4 було отримано такі значення AUC :

- *Gaussian filtering* — 0.79;
- *CLAHE* — 0.84;
- *Wavelet denoising* — 0.86;
- запропонований метод — 0.92.

Відповідно до цього різниця ΔAUC становить:

- для *Gaussian filtering*:

$$\Delta AUC = 0,92 - 0,79 = 0,13 \quad (4.14)$$

– для *CLAHE*:

$$\Delta AUC = 0,92 - 0,84 = 0,08 \quad (4.15)$$

– для *Wavelet denoising*:

$$\Delta AUC = 0,92 - 0,86 = 0,06 \quad (4.16)$$

Отримані значення свідчать про стабільну перевагу запропонованого методу за інтегральною метрикою *AUC*. Однак для остаточного висновку про достовірність цієї переваги необхідно врахувати результати статистичного тестування.

4.5.4 Результати тесту DeLong.

Для статистичного порівняння ROC-кривих використано тест DeLong для двох корельованих вибірок. У середовищі MATLAB R2014a реалізовано обчислення площі під ROC-кривими, різниці *AUC*, *z*-статистики та відповідного *p*-value. Отримані результати використано для формування таблиці 4.3 та підтвердження статистично значущої переваги запропонованого методу над базовими підходами.

Як видно з таблиці, для всіх порівнюваних методів значення *p*-value є меншими за 0.05, що свідчить про статистично значущу перевагу запропонованого методу. Найбільша різниця спостерігається при порівнянні з *Gaussian filtering* ($\Delta AUC = 0.13$, $p < 0.01$), що вказує на істотне покращення здатності до збереження діагностично значущої інформації при використанні адаптивного просторово-частотного підходу.

Таблиця 4.3

**Статистичне порівняння ROC-кривих методів підвищення якості
інтраскопічних зображень**

Метод обробки зображень	AUC	ΔAUC відносно запропонованого методу	p-value (DeLong test)
Gaussian filtering	0.79	0.13	< 0.01
CLAHE	0.84	0.08	< 0.05
Wavelet denoising	0.86	0.06	< 0.05
Запропонований метод	0.92	–	–

Порівняння з методом *CLAHE* показує меншу, але також статистично значущу різницю ($\Delta AUC = 0.08$, $p < 0.05$). Це свідчить про те, що просте локальне підвищення контрасту не забезпечує такого ж рівня інформативності, як запропонований метод, який одночасно враховує і компенсацію освітлення, і структурний аналіз зображення.

У випадку методу Wavelet denoising різниця є найменшою ($\Delta AUC = 0.06$, $p < 0.05$), однак і вона зберігає статистичну значущість. Це підтверджує, що навіть у порівнянні з багатомасштабними підходами запропонований метод має перевагу завдяки поєднанню багатомасштабної обробки з адаптивною компенсацією неоднорідного освітлення та контролем локальних характеристик зображення.

4.5.5 Інтерпретація статистичних результатів.

Результати статистичного аналізу підтверджують, що покращення якості інтраскопічних зображень, досягнуте за допомогою запропонованого методу, має не лише візуально помітний, але й статистично обґрунтований

характер. Це означає, що перевага методу не є випадковою та відображає реальне підвищення інформативності зображень.

З практичної точки зору це особливо важливо, оскільки навіть незначне покращення здатності виявлення патологічних структур може мати істотне значення для клінічної інтерпретації результатів інтраскопічної діагностики. Вищі значення *AUC* для запропонованого методу свідчать про кращу здатність забезпечувати баланс між чутливістю та специфічністю, тобто між виявленням корисних структур і зниженням ризику хибних візуальних інтерпретацій.

Крім того, статистично значущі результати узгоджуються з даними кількісного аналізу, наведеними в табл. 4.1, де запропонований метод продемонстрував найкращі значення *PSNR*, *SSIM* та *CNR*. Результати таблиць 4.2 і 4.3, а також *ROC*-криві на рис. 4.8 утворюють узгоджену систему доказів ефективності розробленого методу.

Отже, проведений статистичний аналіз результатів показав, що запропонований адаптивний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень має статистично значущу перевагу над досліджуваними базовими методами. Це підтверджується вищими значеннями площі під *ROC* -кривою та результатами тесту DeLong, для яких у всіх випадках отримано значення $p < 0.05$.

На рисунку 4.9 представлено узагальнену схему експериментальної валідації запропонованого адаптивного методу підвищення якості інтраскопічних зображень. Схема відображає послідовність основних етапів експериментального дослідження, які були реалізовані для оцінювання ефективності розробленого алгоритмічного підходу.

На першому етапі формується тестовий набір інтраскопічних зображень, що використовується як вхідні дані для подальшого аналізу. Набір включає зображення, отримані в умовах неоднорідного освітлення, наявності

шумових складових та інших деградацій, характерних для інтраскопічних систем візуалізації.

На другому етапі до вхідних зображень застосовуються методи обробки, серед яких розглядаються як базові підходи (*Gaussian filtering*, *CLAFE*, *Wavelet denoising*), так і запропонований адаптивний просторово-частотний метод підвищення якості зображень.

Третій етап передбачає обчислення кількісних метрик якості, зокрема показників *PSNR*, *SSIM* та *CNR*, які характеризують рівень шуму, структурну подібність та контрастність зображень після обробки.

На четвертому етапі, для оцінки діагностичної інформативності отриманих зображень та визначення здатності методів забезпечувати коректне виявлення структурно значущих елементів зображення, виконується *ROC*-аналіз.

П'ятий етап включає статистичну валідацію результатів, що здійснюється шляхом порівняння площ під *ROC*-кривими (*AUC*) та оцінювання статистичної значущості отриманих результатів за допомогою відповідних статистичних критеріїв.

Завершальний блок схеми відображає підтвердження підвищеної діагностичної ефективності та статистичної значущості результатів, отриманих із застосуванням запропонованого методу підвищення якості інтраскопічних зображень.

Проведені експериментальні дослідження, результати яких узагальнено на рис. 4.9, підтверджують ефективність запропонованого адаптивного просторово-частотного методу підвищення якості інтраскопічних зображень [34], [45], [55], [59], [60]. Отримані значення кількісних метрик якості (*PSNR*, *SSIM*, *CNR*), результати *ROC*-аналізу, а також статистична перевірка достовірності отриманих результатів свідчать про стабільну перевагу запропонованого підходу порівняно з відомими методами обробки зображень

[76], [77], [78]. Зокрема, запропонований метод забезпечує більш ефективне пригнічення шумових складових, збереження структурно значущих елементів зображення та підвищення контрастності діагностичних областей. Отже, результати експериментального дослідження підтверджують доцільність використання розробленого методу у складі сучасних систем інтраскопічної медичної діагностики для підвищення інформативності візуальних даних та достовірності клінічної інтерпретації.

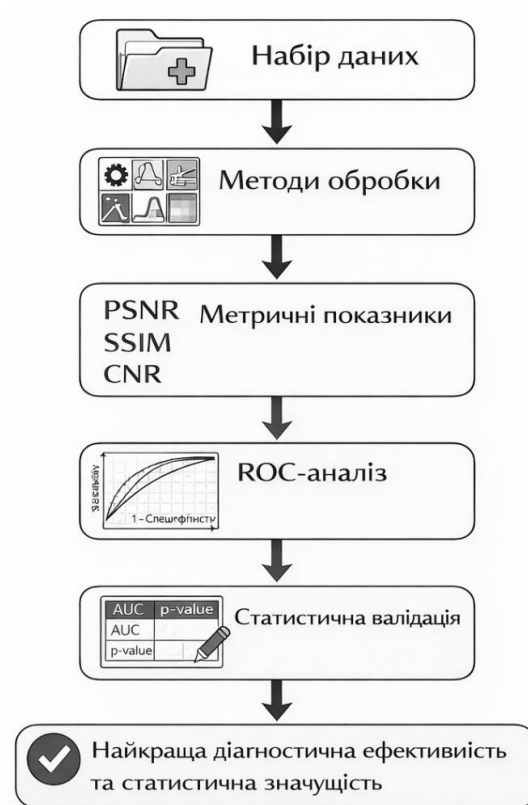


Рис. 4.9 Схема експериментальної валідації адаптивного методу підвищення якості інтраскопічних зображень

Результати статистичного аналізу підтверджують адекватність запропонованої математичної моделі формування інтраскопічного

зображення та ефективність розробленого адаптивного просторово-частотного методу його обробки. Проведений аналіз показників якості та *ROC*-характеристик свідчить про статистично значуще покращення інформативності інтраскопічних зображень порівняно з відомими методами, що підтверджує доцільність використання запропонованого підходу у сучасних системах інтраскопічної медичної діагностики.

Отримані результати статистичного аналізу показали, що різниця між значеннями *AUC* для запропонованого методу та класичних підходів є статистично значущою ($p < 0.05$), що підтверджує перевагу запропонованого методу.

Експериментальні результати підтверджують ефективність запропонованого методу та його переваги над існуючими підходами, що забезпечує можливість його практичного впровадження у медичних діагностичних системах.

Основні положення методу, алгоритмічні рішення та результати експериментального дослідження опубліковані у працях автора [45], [47], [49], [55], [59], [60].

Висновки до розділу 4

1. У розділі проведено експериментальне дослідження ефективності запропонованого адаптивного просторово-частотного методу підвищення якості інтраскопічних зображень. Сформовано тестовий набір інтраскопічних зображень та реалізовано алгоритм експериментального дослідження, який включає етапи формування набору даних, застосування методів обробки, обчислення метрик якості та статистичний аналіз отриманих результатів.

2. Виконано порівняльний аналіз запропонованого методу з відомими підходами обробки зображень, зокрема *Gaussian filtering*, *CLAHE* та *Wavelet*

denoising. Показано, що запропонований метод забезпечує більш ефективне пригнічення шумових складових, компенсацію неоднорідного освітлення та збереження структурно значущих елементів інтраскопічного зображення.

3. Проведено кількісне оцінювання якості оброблених зображень за допомогою метрик *PSNR*, *SSIM* та *CNR*. Отримані результати показали, що запропонований метод забезпечує найкращі значення цих показників порівняно з досліджуваними методами, що свідчить про покращення структурної подібності, контрастності та зменшення рівня шуму в інтраскопічних зображеннях.

4. Для оцінювання діагностичної інформативності результатів обробки виконано *ROC*-аналіз, який дозволив визначити здатність досліджуваних методів забезпечувати коректне виявлення структурно значущих елементів інтраскопічних зображень. Показано, що запропонований метод має найбільше значення площі під *ROC*-кривою ($AUC \approx 0.92$), що відповідає високому рівню діагностичної ефективності.

5. Виконано статистичний аналіз результатів експериментальних досліджень із застосуванням непараметричного тесту DeLong для порівняння *ROC*-кривих. Отримані значення *p-value* ($p < 0.05$) підтверджують статистично значущу перевагу запропонованого методу порівняно з базовими методами обробки зображень.

6. Узагальнення результатів експериментального дослідження, представлених у вигляді кількісних метрик якості, *ROC*-аналізу та статистичної валідації, підтверджує ефективність запропонованого адаптивного просторово-частотного методу підвищення якості інтраскопічних зображень та доцільність його використання у складі сучасних систем інтраскопічної медичної діагностики.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано задачу підвищення інформативності інтраскопічних зображень шляхом розроблення та дослідження методу цифрової обробки, орієнтованого на компенсацію шумових деградацій і покращення локального контрасту медичних даних. Отримані результати дозволяють сформулювати такі узагальнюючі висновки.

1. Проведено системний аналіз сучасних методів підвищення якості медичних та інтраскопічних зображень і встановлено, що існуючі підходи недостатньо враховують фізичні особливості формування інтраскопічного сигналу, зокрема мультиплікативний характер освітлення, нестационарність шумових складових та наявність локальних деградацій. Це обмежує їх ефективність у задачах підвищення інформативності інтраскопічних зображень та обґрунтовує необхідність розроблення адаптивних методів обробки.

2. Побудовано та теоретично обґрунтовано математичну модель формування інтраскопічного зображення, яка враховує мультиплікативну складову освітлення, адитивно-мультиплікативні шумові компоненти та передавальну характеристику оптичної системи. Запропонована модель дозволяє формалізувати структуру деградацій інтраскопічного сигналу, що може бути використано під час побудови адаптивних алгоритмів обробки.

3. Сформульовано задачу підвищення якості інтраскопічних зображень як задачу багатокритеріальної оптимізації, у якій необхідно забезпечити одночасну максимізацію структурної подібності та контрастності зображення при збереженні його просторової регулярності та відсутності штучних артефактів.

4. Розроблено адаптивний просторово-частотний метод підвищення якості інтраскопічних зображень, який поєднує логарифмічну компенсацію

мультиплікативної складової освітлення, багатомасштабний аналіз зображення та локально-адаптивне керування коефіцієнтами обробки. Запропонований підхід забезпечує ефективне пригнічення шумових складових, підвищення контрастності та збереження структурно значущих елементів інтраскопічного зображення.

5. Реалізовано програмний алгоритм запропонованого методу та проведено експериментальне дослідження його ефективності. Порівняльний аналіз із відомими методами обробки зображень (*Gaussian filtering*, *CLAHE*, *Wavelet denoising*) показав, що запропонований метод забезпечує найкращі значення метрик *PSNR*, *SSIM* та *CNR*, що свідчить про покращення структурної подібності, контрастності та зниження рівня шуму інтраскопічних зображень.

6. Проведено *ROC*-аналіз результатів обробки інтраскопічних зображень, який показав, що запропонований метод має найбільше значення площі під *ROC*-кривою ($AUC \approx 0.92$), що відповідає високому рівню діагностичної інформативності. Статистичний аналіз із використанням тесту DeLong підтвердив статистично значущу перевагу запропонованого методу над досліджуваними базовими підходами ($p < 0.05$).

7. Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості інтеграції розробленого методу та програмного модуля в програмне забезпечення інтраскопічних діагностичних систем без зміни їх апаратної частини. Запропонований підхід може бути використаний у системах медичної візуалізації, телемедичних комплексах та системах підтримки прийняття клінічних рішень, а також у навчальному процесі підготовки фахівців з біомедичної інженерії.

Отримані результати узгоджуються з теоретичними положеннями математичної моделі та багатокритеріальної постановки задачі, що підтверджує наукову обґрунтованість розробленого підходу.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання запропонованого програмно-апаратного засобу у системах інтраскопічної діагностики для підвищення якості візуалізації та покращення умов клінічної інтерпретації без ризику внесення штучних структур.

У дисертаційній роботі створено науково обґрунтований адаптивний просторово-частотний метод і програмно-апаратний засіб підвищення якості інтраскопічних зображень, що забезпечує ефективну компенсацію неоднорідного освітлення, селективне пригнічення нестаціонарних шумів та збереження анатомічно значущих структур із доведеною статистичною перевагою над відомими підходами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ledley R. S. Medical imaging systems. Englewood Cliffs : Prentice-Hall, 1983. 416 p.
2. Bushberg J. T., Seibert J. A., Leidholdt E. M., Boone J. M. The essential physics of medical imaging. 3rd ed. Philadelphia : Lippincott Williams & Wilkins, 2012. 1064 p.
3. Rangayyan R. M. Biomedical image analysis. Boca Raton : CRC Press, 2005. 680 p.
4. Suetens P. Fundamentals of medical imaging. 3rd ed. Cambridge : Cambridge University Press, 2017. 588 p.
5. Doi K. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential. Computerized Medical Imaging and Graphics. 2007. Vol. 31, No. 4–5. P. 198–211. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2007.02.002.
6. Duncan J. S., Ayache N. Medical image analysis: progress over two decades and the challenges ahead. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2000. Vol. 22, No. 1. P. 85–106. DOI: 10.1109/34.824822.
7. Deserno T. M. Biomedical image processing. Berlin ; Heidelberg : Springer, 2011. 550 p.
8. Acharya U. R., Ng E. Y.-K., Sree S. V. Biomedical image processing and analysis. Boca Raton : CRC Press, 2019. 446 p.
9. Dougherty G. Digital image processing for medical applications. Cambridge : Cambridge University Press, 2009. 458 p.
10. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital image processing. 4th ed. Harlow : Pearson, 2018. 1024 p.
11. Russ J. C. The image processing handbook. 7th ed. Boca Raton : CRC Press, 2016. 944 p.

12. Sonka M., Hlavac V., Boyle R. Image processing, analysis, and machine vision. 4th ed. Boston : Cengage Learning, 2014. 840 p.
13. Szeliski R. Computer vision: algorithms and applications. 2nd ed. Cham : Springer, 2022. 832 p.
14. Pratt W. K. Digital image processing. 4th ed. Hoboken : Wiley, 2007. 782 p.
15. Jalote P. An integrated approach to software engineering. 3rd ed. New York : Springer, 2005. 560 p.
16. Arezzo A., Vettoretto N., Francis N. K. et al. The use of 3D laparoscopic imaging systems in surgery: EAES systematic review. *Surgical Endoscopy*. 2019. Vol. 33, No. 10. P. 3251–3274. DOI: 10.1007/s00464-019-06922-7.
17. Neumann H., Bisschops R., Coron E. et al. Advanced imaging for detection and differentiation of colorectal neoplasia: European Society of Gastrointestinal Endoscopy guideline. *Endoscopy*. 2019. Vol. 51, No. 12. P. 1155–1179. DOI: 10.1055/a-1031-7657.
18. Vysotska O., Nosov K., Hnoevyi I., Porvan A., Rysovana L. Image processing procedure for remote recording of the *Gambusia* sp. introduced into a water for anti-malaria. *Technology Audit and Production Reserves*. 2022. Vol. 1, No. 2(63). P. 14–18.
19. Litvinenko O., Paliy V., Vysotska O., Vishtak I., Kumargazhanova S. Polarization tomography of the polycrystalline structure of histological sections of human organs in determination of the old damage. *Informatyka, Automatyka, Pomiary w Gospodarce i Ochronie Środowiska*. 2022. Vol. 12, No. 4. P. 31–34. DOI: 10.35784/iapgos.3247.
20. Hassan C., Spadaccini M., Iannone A. et al. Performance of artificial intelligence in colonoscopy for adenoma and polyp detection: a systematic review and meta-analysis. *Gastrointestinal Endoscopy*. 2021. Vol. 93, No. 1. P. 77–85.e6. DOI: 10.1016/j.gie.2020.06.059.

21. Liang J., Yang Y., Zhang D. Endoscopic image enhancement based on decomposition and detail preservation. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 152161–152173. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3017774.

22. Dutta S. M., Bandyopadhyay S., Chanda B. Noise modeling and suppression in endoscopic images: a review. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2019. Vol. 52. P. 30–45.

23. Fercher A. F., Drexler W., Hitzenberger C. K., Lasser T. Optical coherence tomography — principles and applications. *Reports on Progress in Physics*. 2003. Vol. 66, No. 2. P. 239–303. DOI: 10.1088/0034-4885/66/2/204.

24. Elson D. S., Glaser A. K., Durbha S. et al. Wide-field optical methods for surgical vision. *Physics in Medicine and Biology*. 2017. Vol. 62, No. 19. P. R1–R23. DOI: 10.1088/1361-6560/aa7f4f.

25. Land E. H., McCann J. J. Lightness and retinex theory. *Journal of the Optical Society of America*. 1971. Vol. 61, No. 1. P. 1–11. DOI: 10.1364/JOSA.61.000001.

26. Fu X., Zeng D., Huang Y. et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 2782–2790. DOI: 10.1109/CVPR.2016.304.

27. Yang W., Wang S., Fang Y. et al. From fidelity to perceptual quality: a semi-supervised approach for low-light image enhancement. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020. P. 3063–3072. DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.00313.

28. Maier-Hein L., Vedula S. S., Speidel S. et al. Surgical data science for next-generation interventions. *Nature Biomedical Engineering*. 2017. Vol. 1. Art. 691. DOI: 10.1038/s41551-017-0132-5.

29. Borgli H., Thambawita V., Smedsrud P. H. et al. HyperKvasir: a comprehensive multi-class image and video dataset for gastrointestinal endoscopy. *Scientific Data*. 2020. Vol. 7. Art. 283. DOI: 10.1038/s41597-020-00622-y.
30. Mallat S. *A wavelet tour of signal processing: the sparse way*. 3rd ed. Burlington : Academic Press, 2009. 832 p.
31. Daubechies I. *Ten lectures on wavelets*. Philadelphia : SIAM, 1992. 377 p.
32. Paris S., Kornprobst P., Tumblin J., Durand F. *Bilateral filtering: theory and applications*. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*. 2009. Vol. 4, No. 1. P. 1–73. DOI: 10.1561/06000000020.
33. Khvostivskyi M., Uniiat S. Combined use of wavelets and sliding window for pulse signal processing under physical load. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*. 2025. Vol. 119, No. 3. P. 63–74. DOI: 10.33108/visnyk_tntu2025.03.063.
34. Mamyrbayev O., Pavlov S. et al. Hybrid neural architectures combining convolutional and recurrent networks for the early detection of retinal pathologies. *Engineering, Technology & Applied Science Research*. 2025. Vol. 15, No. 4. P. 25150–25157.
35. Mamyrbayev O., Pavlov S., Saldan Y., Momynzhanova K., Zhumagulova S. Optical and electronic expert system for diagnosing eye pathology in glaucoma. *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14. Art. 7816. DOI: 10.3390/app14177816.
36. Vysotska O., Davydenko A., Potenko O. Modeling the mindfulness people's function based on the recognition of biometric parameters by artificial intelligence elements. *Radioelectronic and Computer Systems*. 2023. No. 3. P. 136–149. DOI: 10.32620/reks.2023.3.11.
37. Buades A., Coll B., Morel J.-M. A non-local algorithm for image denoising. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer*

Vision and Pattern Recognition. 2005. Vol. 2. P. 60–65. DOI: 10.1109/CVPR.2005.38.

38. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. IEEE Transactions on Image Processing. 2007. Vol. 16, No. 8. P. 2080–2095. DOI: 10.1109/TIP.2007.901238.

39. Bovik A. C. Handbook of image and video processing. 2nd ed. Burlington : Academic Press, 2005. 1170 p.

40. Astola J., Kuosmanen P. Fundamentals of nonlinear digital filtering. Boca Raton : CRC Press, 1997. 272 p.

41. Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1990. Vol. 12, No. 7. P. 629–639. DOI: 10.1109/34.56205.

42. Donoho D. L. De-noising by soft-thresholding. IEEE Transactions on Information Theory. 1995. Vol. 41, No. 3. P. 613–627. DOI: 10.1109/18.382009.

43. Foi A., Trimeche M., Katkovnik V., Egiazarian K. Practical Poissonian-Gaussian noise modeling and fitting for single-image raw-data. IEEE Transactions on Image Processing. 2008. Vol. 17, No. 10. P. 1737–1754. DOI: 10.1109/TIP.2008.2001399.

44. Kong H., Akakin H. C., Sarma S. E. A generalized Laplacian of Gaussian filter for blob detection and its applications. IEEE Transactions on Cybernetics. 2013. Vol. 43, No. 6. P. 1719–1733. DOI: 10.1109/TSMCB.2012.2228639.

45. Яворська Є. Б., Гринюк І. О. Метод адаптивної компенсації завад у зображеннях інтраскопічної візуалізації на основі вейвлет-аналізу та фільтрації локального контрасту. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2025. № 5. С. 83–88. DOI: 10.31649/1997-9266-2025-182-5-83-88.

46. Starck J.-L., Murtagh F., Fadili J. Sparse image and signal processing: wavelets, curvelets, morphological diversity. Cambridge : Cambridge University Press, 2010. 364 p.

47. Гринюк І. О. Розробка та експериментальне дослідження цифрового засобу покращення якості інтраскопічних зображень у системах медичної діагностики. *Технічна інженерія*. 2025. № 2(96). С. 52–57. DOI: 10.26642/ten-2025-2(96)-52-57.

48. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images. *Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision*. 1998. P. 839–846. DOI: 10.1109/ICCV.1998.710815.

49. Яворська Є. Б., Гринюк І. О. Застосування нейромережних технологій для підвищення інформативності медичних зображень. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2025. Т. 2, № 3(94). С. 533–537. DOI: 10.35546/kntu2078-4481.2025.3.2.68.

50. Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2004. Vol. 13, No. 4. P. 600–612. DOI: 10.1109/TIP.2003.819861.

51. Sheikh H. R., Bovik A. C. Image information and visual quality. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2006. Vol. 15, No. 2. P. 430–444. DOI: 10.1109/TIP.2005.859378.

52. MathWorks. MATLAB. Version 8.3 (R2014a). Natick, Massachusetts : The MathWorks Inc., 2014.

53. MathWorks. Image Processing Toolbox User's Guide. Natick, Massachusetts : The MathWorks Inc., 2014.

54. MathWorks. Wavelet Toolbox User's Guide. Natick, Massachusetts : The MathWorks Inc., 2014.

55. Yavorska E., Hryniuk I., Yavorskyu B., Tiutiunyk O., Pinaiev B., Zhukov A., Dzierżak R., Marassulov U. Modern methods of image quality enhancement in intrascopeic medical imaging: comparative analysis and development trends. *Photonics Applications in Astronomy, Communications,*

Industry, and High Energy Physics Experiments 2025. Proceedings of SPIE. 2025. Vol. 14009. Art. 140090X. DOI: 10.1117/12.3099346.

56. Abramoff M. D., Garvin M. K., Sonka M. Retinal imaging and image analysis. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*. 2010. Vol. 3. P. 169–208. DOI: 10.1109/RBME.2010.2084567.

57. Тотосько О. В., Стухляк П. Д. Цифрова обробка сигналів та зображень : навч. посіб. Тернопіль : ТНТУ ім. І. Пулюя, 2016. 304 с.

58. Кобилін О. А., Творошенко І. С. Методи цифрової обробки зображень : навч. посіб. Харків : ХНУРЕ, 2021. 276 с. DOI: 10.30837/978-966-659-295-1.

59. Yavorska E., Hryniuk I. Adaptive multiscale method and software tool for quality enhancement of endoscopic images in diagnostic systems. *Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice : Proceedings of the 6th International Scientific and Practical Conference, February 16–18, 2026, Berlin, Germany. European Open Science Space, 2026. P. 285–289.*

60. Yavorska E., Hryniuk I. Adaptive multicriterial spatial-frequency method for quality enhancement of intrascopic images under non-uniform illumination and nonstationary degradations. *Scientific Progress: Theories, Applications and Global Impact : Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference, March 2–4, 2026, Braga, Portugal. European Open Science Space, 2026. P. 305–308.*

61. Starck J.-L., Fadili J., Murtagh F. The undecimated wavelet decomposition and its reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2007. Vol. 16, No. 2. P. 297–309.

62. Chang S. G., Yu B., Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2000. Vol. 9, No. 9. P. 1532–1546. DOI: 10.1109/83.862633.

63. Aharon M., Elad M., Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2006. Vol. 54, No. 11. P. 4311–4322. DOI: 10.1109/TSP.2006.881199.

64. Rudin L. I., Osher S., Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*. 1992. Vol. 60, No. 1–4. P. 259–268. DOI: 10.1016/0167-2789(92)90242-F.

65. He K., Sun J., Tang X. Guided image filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2013. Vol. 35, No. 6. P. 1397–1409. DOI: 10.1109/TPAMI.2012.213.

66. Xu L., Lu C., Xu Y., Jia J. Image smoothing via L0 gradient minimization. *ACM Transactions on Graphics*. 2011. Vol. 30, No. 6. Art. 174. DOI: 10.1145/2070781.2024208.

67. Starck J.-L., Candès E. J., Donoho D. L. The curvelet transform for image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2002. Vol. 11, No. 6. P. 670–684. DOI: 10.1109/TIP.2002.1014998.

68. Portilla J., Strela V., Wainwright M. J., Simoncelli E. P. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2003. Vol. 12, No. 11. P. 1338–1351. DOI: 10.1109/TIP.2003.818640.

69. Pižurica A., Philips W. Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2006. Vol. 15, No. 3. P. 654–665.

70. Buades A., Facciolo G., Morel J.-M. Fast non-local means denoising. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*. 2005. Vol. 2. P. 25–28.

71. Sendur L., Selesnick I. W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency. *IEEE Transactions on Signal Processing*. 2002. Vol. 50, No. 11. P. 2744–2756. DOI: 10.1109/TSP.2002.804091.

72. Mertens T., Kautz J., Van Reeth F. Exposure fusion. *Pacific Graphics* 2007. P. 382–390.
73. Jobson D. J., Rahman Z., Woodell G. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*. 1997. Vol. 6, No. 7. P. 965–976. DOI: 10.1109/83.597272.
74. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science*. 2015. Vol. 9351. P. 234–241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.
75. Hore A., Ziou D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM. *Proceedings of the 20th International Conference on Pattern Recognition*. 2010. P. 2366–2369. DOI: 10.1109/ICPR.2010.579.
76. Fawcett T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*. 2006. Vol. 27, No. 8. P. 861–874. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010.
77. Hanley J. A., McNeil B. J. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*. 1982. Vol. 143, No. 1. P. 29–36. DOI: 10.1148/radiology.143.1.7063747.
78. DeLong E. R., DeLong D. M., Clarke-Pearson D. L. Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics*. 1988. Vol. 44, No. 3. P. 837–845. DOI: 10.2307/2531595.
79. Rose A. *Vision: human and electronic*. New York : Plenum Press, 1973. 508 p.
80. Bishop C. M. *Pattern recognition and machine learning*. New York : Springer, 2006. 738 p.
81. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep learning*. Cambridge, MA : MIT Press, 2016. 800 p.

82. Litjens G., Kooi T., Bejnordi B. E. et al. 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.

83. 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.

84. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.

85. Bradski G., Kaehler A. *Learning OpenCV: computer vision with the OpenCV library*. Sebastopol : O'Reilly Media, 2008. 576 p.

86. Boyd S., Vandenberghe L. *Convex optimization*. Cambridge : Cambridge University Press, 2004. 716 p.

87. Poplavskyi O., Pavlov S., Bezsmernita O. et al. Highly efficient approaches to processing complex visual data in decision support systems. *Informatyka, Automatyka, Pomiarы w Gospodarce i Ochronie Środowiska*. 2026. Vol. 16, No. 1. P. 121–125.

88. Lupenko S., Lytvynenko I., Onyskiv P., Lupenko A., Volianyk O., Tsytsiura O. Computer modeling of cardiac rhythm based on vector of stationary random sequences. *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*. 2022. Vol. 108, No. 4. P. 131–143. DOI: 10.33108/visnyk_tntu2022.04.131.

89. Franchevska H., Dozorskyi V. Additive vs additive–multiplicative models for noninvasive fetal electrocardiography: cascade extraction methods and noise robustness. *Вісник Херсонського національного технічного університету. Інформаційні технології*. 2025. № 3(94), ч. 2. С. 468–473. DOI: 10.35546/kntu2078-4481.2025.3.2.60.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ ТА
ВІДОМОСТІ ПРО АПРОБАЦІЮ РЕЗУЛЬТАТІВ
ДИСЕРТАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

A.1. Яворська Є. Б., Гринюк І. О. Метод адаптивної компенсації завад у зображеннях інтраскопічної візуалізації на основі вейвлет-аналізу та фільтрації локального контрасту. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2025. № 5. С. 83–88. DOI: 10.31649/1997-9266-2025-182-5-83-88.

A.2. Яворська Є. Б., Гринюк І. О. Застосування нейромережних технологій для підвищення інформативності медичних зображень. Вісник Херсонського національного технічного університету. 2025. Т. 2, № 3(94). С. 533–537. DOI: 10.35546/kntu2078-4481.2025.3.2.68.

A.3. Гринюк І. О. Розробка та експериментальне дослідження цифрового засобу покращення якості інтраскопічних зображень у системах медичної діагностики. Технічна інженерія. 2025. № 2(96). С. 52–57. DOI: 10.26642/ten-2025-2(96)-52-57.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

A.4. Yavorska E., Hryniuk I., Yavorskyu B., Tiutiunnyk O., Pinaiev B., Zhukov A., Dzierzak R., Marassulov U. Modern methods of image quality enhancement in intrascope medical imaging: comparative analysis and development trends. Proceedings of SPIE. 2025. Vol. 14009. Art. 140090X. DOI: 10.1117/12.3099346.

A.5. Yavorska E., Hryniuk I. Adaptive multiscale method and software tool for quality enhancement of endoscopic images in diagnostic systems. Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice : Proceedings of the 6th International

Scientific and Practical Conference, February 16–18, 2026, Berlin, Germany. European Open Science Space, 2026. P. 285–289. URL: <https://www.eoss-conf.com/en/archive/scientific-exploration-bridging-theory-and-practice-16-02-26/>.

A.6. Yavorska E., Hryniuk I. Adaptive multicriterial spatial-frequency method for quality enhancement of intrascopic images under non-uniform illumination and nonstationary degradations. Scientific Progress: Theories, Applications and Global Impact : Proceedings of the 3rd International Scientific and Practical Conference, March 2–4, 2026, Braga, Portugal. European Open Science Space, 2026. P. 305–308. URL: <https://www.eoss-conf.com/en/archive/scientific-progress-theories-applications-and-global-impact-02-03-26/>

ДОДАТОК Б

ЛІСТИНГИ КОДУ ПРОГРАМНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ

Б.1 Фрагмент коду MatLab-дodatку обробки інтраскопічного зображення

```

% =====
clear; clc; close all;

%% 1. Зчитування зображення
imgPath = 'kvasir_sample.jpg'; % <-- зміни на свій файл
Irgb = imread(imgPath);
Irgb = im2double(Irgb);

if size(Irgb,3) ~= 3
error('Очікується RGB-зображення.');
```

end

```

%% 2. ROI
% [x y width height]
roiRect = [180 130 120 120]; % <-- підлаштуй під своє зображення

%% 3. Точки анотацій усередині ROI
% Координати задаються у локальній системі ROI
% [x y]
pt_noise = [25 25];
pt_edge = [75 45];
pt_contrast = [50 90];

%% 4. (a) Вихідне зображення
I_original = Irgb;

%% 5. (б) Gaussian filtering
h = fspecial('gaussian', [5 5], 1.0);
I_gauss = zeros(size(Irgb));
for c = 1:3
I_gauss(:, :, c) = imfilter(Irgb(:, :, c), h, 'replicate');
```

end

```

%% 6. (в) CLAHE через LAB
cform1 = makecform('srgb2lab');
cform2 = makecform('lab2srgb');
```

Ilab = applycform(Irgb, cform1);
L = Ilab(:, :, 1) / 100;

```

L_clahe = adapthisteq(L, ...
'NumTiles', [8 8], ...
'ClipLimit', 0.01, ...
'NBins', 256);
```

```

Ilab_clahe = Ilab;
Ilab_clahe(:,:,1) = L_clahe * 100;

I_clahe = applycform(Ilab_clahe, cform2);
I_clahe = min(max(I_clahe, 0), 1);

%% 7. (r) Wavelet denoising
I_wavelet = zeros(size(Irgb));
for c = 1:3
channel = Irgb(:,:,c);
vec = channel(:);
denVec = wden(vec, 'sqrtwolog', 's', 'sln', 3, 'db4');
I_wavelet(:,:,c) = reshape(denVec, size(channel));
end
I_wavelet = min(max(I_wavelet, 0), 1);

%% 8. (e) Запропонований метод
I_prop = zeros(size(Irgb));

for c = 1:3
channel = Irgb(:,:,c);

epsVal = 1e-6;
channelLog = log(channel + epsVal);

hIll = fspecial('gaussian', [31 31], 8);
illum = imfilter(channelLog, hIll, 'replicate');

reflLog = channelLog - illum;
refl = exp(reflLog);
refl = mat2gray(refl);

reflVec = refl(:);
denVec = wden(reflVec, 'sqrtwolog', 's', 'sln', 3, 'db4');
reflDenoised = reshape(denVec, size(refl));
reflDenoised = min(max(reflDenoised,0),1);

reflEnhanced = adapthisteq(reflDenoised, ...
'NumTiles', [8 8], ...
'ClipLimit', 0.008, ...
'NBins', 256);

alpha = 0.75;
channelOut = alpha * reflEnhanced + (1 - alpha) * reflDenoised;

I_prop(:,:,c) = min(max(channelOut,0),1);
end

%% 9. ROI
ROI_original = imcrop_safe(I_original, roiRect);
ROI_gauss = imcrop_safe(I_gauss, roiRect);
ROI_clahe = imcrop_safe(I_clahe, roiRect);
ROI_wavelet = imcrop_safe(I_wavelet, roiRect);
ROI_prop = imcrop_safe(I_prop, roiRect);

```

```

%% 10. Фігура
figure('Color','w', 'Position', [20 40 1850 950]);

% ----- Верхній ряд -----
subplot(2,5,1);
imshow(I_original, []);
title('(a) Вихідне зображення', 'FontSize', 11, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_roi_rect(roiRect);
hold off;

subplot(2,5,2);
imshow(I_gauss, []);
title('(б) Gaussian filtering', 'FontSize', 11, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_roi_rect(roiRect);
hold off;

subplot(2,5,3);
imshow(I_clahe, []);
title('(в) CLAHE', 'FontSize', 11, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_roi_rect(roiRect);
hold off;

subplot(2,5,4);
imshow(I_wavelet, []);
title('(г) Wavelet denoising', 'FontSize', 11, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_roi_rect(roiRect);
hold off;

subplot(2,5,5);
imshow(I_prop, []);
title('(е) Запропонований метод', 'FontSize', 11, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_roi_rect(roiRect);
hold off;

% ----- Нижній ряд -----
subplot(2,5,6);
imshow(ROI_original, []);
title('ROI (a)', 'FontSize', 10, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_annotation_set(pt_noise, pt_edge, pt_contrast);
hold off;

subplot(2,5,7);
imshow(ROI_gauss, []);
title('ROI (б)', 'FontSize', 10, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_annotation_set(pt_noise, pt_edge, pt_contrast);
hold off;

subplot(2,5,8);

```

```

imshow(ROI_clahe, []);
title('ROI (в)', 'FontSize', 10, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_annotation_set(pt_noise, pt_edge, pt_contrast);
hold off;

subplot(2,5,9);
imshow(ROI_wavelet, []);
title('ROI (г)', 'FontSize', 10, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_annotation_set(pt_noise, pt_edge, pt_contrast);
hold off;

subplot(2,5,10);
imshow(ROI_prop, []);
title('ROI (е)', 'FontSize', 10, 'FontWeight', 'bold');
hold on;
draw_annotation_set(pt_noise, pt_edge, pt_contrast);
hold off;

%% 11. Заголовок і підпис
annotation('textbox', [0.14 0.95 0.72 0.04], ...
'String', ['Рисунок 4.2 - Приклад інтраскопічного зображення до та після
обробки ', ...
'різними методами із збільшеними ROI-фрагментами та анотаціями'], ...
'EdgeColor', 'none', ...
'HorizontalAlignment', 'center', ...
'FontSize', 14, ...
'FontWeight', 'bold');

annotation('textbox', [0.18 0.01 0.64 0.045], ...
'String', ['Джерело: сформовано на основі бази Kvasir з подальшою авторською
обробкою'], ...
'EdgeColor', 'none', ...
'HorizontalAlignment', 'center', ...
'FontSize', 10);

%% 12. Збереження
print(gcf, '-dpng', '-r300', 'Figure_4_2_with_ROI_annotations.png');
saveas(gcf, 'Figure_4_2_with_ROI_annotations.fig');

disp('Рисунок Figure_4_2_with_ROI_annotations.png успішно збережено.');
```

```

%% =====
% Локальні функції
% =====

function draw_roi_rect(rect)
rectangle('Position', rect, ...
'EdgeColor', 'y', ...
'LineWidth', 2, ...
'LineStyle', '-');
end

function ROI = imcrop_safe(I, rect)

```

```

x = round(rect(1));
y = round(rect(2));
w = round(rect(3));
h = round(rect(4));

[rows, cols, ch] = size(I);

x1 = max(1, x);
y1 = max(1, y);
x2 = min(cols, x + w);
y2 = min(rows, y + h);

ROI = I(y1:y2, x1:x2, 1:ch);
end

function draw_annotation_set(pt_noise, pt_edge, pt_contrast)
% Маркери точок
plot(pt_noise(1), pt_noise(2), 'ro', 'MarkerSize', 6, 'LineWidth', 1.5);
plot(pt_edge(1), pt_edge(2), 'go', 'MarkerSize', 6, 'LineWidth', 1.5);
plot(pt_contrast(1), pt_contrast(2), 'bo', 'MarkerSize', 6, 'LineWidth',
1.5);

% Стрілки через quiver
quiver(pt_noise(1)-18, pt_noise(2)-18, 15, 15, 0, ...
'Color', 'r', 'LineWidth', 1.5, 'MaxHeadSize', 2);
quiver(pt_edge(1)-20, pt_edge(2)+15, 16, -12, 0, ...
'Color', 'g', 'LineWidth', 1.5, 'MaxHeadSize', 2);
quiver(pt_contrast(1)+20, pt_contrast(2)-15, -16, 10, 0, ...
'Color', 'b', 'LineWidth', 1.5, 'MaxHeadSize', 2);

% Підписи
text(pt_noise(1)-35, pt_noise(2)-22, 'шум', ...
'Color', 'r', 'FontSize', 9, 'FontWeight', 'bold', ...
'BackgroundColor', 'w', 'Margin', 1);

text(pt_edge(1)-35, pt_edge(2)+18, 'межа', ...
'Color', 'g', 'FontSize', 9, 'FontWeight', 'bold', ...
'BackgroundColor', 'w', 'Margin', 1);

text(pt_contrast(1)+8, pt_contrast(2)-20, 'контраст', ...
'Color', 'b', 'FontSize', 9, 'FontWeight', 'bold', ...
'BackgroundColor', 'w', 'Margin', 1);
end

```

Даний код реалізує наступне:

1. Gaussian filtering. Звичайне гаусове згладжування: добре прибирає частину шуму, але розмиває межі.

2. CLAHE. Підвищує локальний контраст: робить структури помітнішими, але може підсилювати шум.

3. Wavelet denoising. Дає більш м'яке шумозаглушення: краще зберігає структуру, ніж Gaussian, але може трохи “спрощувати” дрібні деталі.

4. Запропонований метод. Складається з трьох кроків: логарифмічна компенсація освітлення, вейвлет-шумозаглушення, контрольоване локальне підсилення контрасту.

Б.2 Фрагмент коду формування результатів

```

% =====
% Обчислення:
% - PSNR
% - SSIM
% - CNR
% - ROC/AUC
%
% =====

clear; clc; close all;

%% =====
% 1. Налаштування
% =====

dataDir = 'dataset_kvasir'; % папка з тестовими зображеннями
fileList = dir(fullfile(dataDir, '*.jpg'));
if isempty(fileList)
fileList = dir(fullfile(dataDir, '*.png'));
end

if isempty(fileList)
error('У папці dataset_kvasir не знайдено JPG/PNG зображень.');
```

```

% Приклад міток:
% Для демонстрації чергуємо 1/0
labels = zeros(N,1);
for i = 1:N
if mod(i,2)==1
labels(i) = 1;
else
labels(i) = 0;
end
end

%% =====

% 2. Назви методів
% =====

methodNames = { ...
'Gaussian filtering', ...
'CLAHE', ...
'Wavelet denoising', ...
'Proposed method'};

numMethods = length(methodNames);

% Метрики
PSNR_all = zeros(N, numMethods);
SSIM_all = zeros(N, numMethods);
CNR_all = zeros(N, numMethods);

% Для ROC як score використаємо CNR
scores = zeros(N, numMethods);

%% =====
% 3. Основний цикл
% =====

for i = 1:N

fprintf('Обробка %d / %d\n', i, N);

imgPath = fullfile(dataDir, fileList(i).name);
Irgb = im2double(imread(imgPath));

if size(Irgb,3) ~= 3
Irgb = repmat(Irgb, [1 1 3]);
end

% -----
% (a) Вихідне зображення
% -----
I_original = Irgb;

% -----
% (б) Gaussian filtering

```

```

% -----
I_gauss = apply_gaussian_rgb(Irgb);

% -----
% (в) CLAHE
% -----
I_clahe = apply_clahe_rgb(Irgb);

% -----
% (r) Wavelet denoising
% -----
I_wavelet = apply_wavelet_rgb(Irgb);

% -----
% (е) Запропонований метод
% -----
I_prop = apply_proposed_rgb(Irgb);

allImages = {I_gauss, I_clahe, I_wavelet, I_prop};

% -----
% Для PSNR/SSIM потрібен reference.
% Використовуємо I_original як reference-базу
% для порівняльної оцінки спотворення.
% -----
refGray = rgb2gray_safe(I_original);

for m = 1:numMethods
Iproc = allImages{m};
procGray = rgb2gray_safe(Iproc);

% PSNR
mseVal = mean((refGray(:) - procGray(:)).^2);
if mseVal < eps
psnrVal = 99;
else
psnrVal = 10 * log10(1 / mseVal);
end

% SSIM
ssimVal = compute_ssim_simple(refGray, procGray);

% CNR
cnrVal = compute_cnr(procGray, roiObj, roiBg);

PSNR_all(i,m) = psnrVal;
SSIM_all(i,m) = ssimVal;
CNR_all(i,m) = cnrVal;

% ROC score
scores(i,m) = cnrVal;
end
end

%% =====

```

```

% 4. Усереднені результати для Таблиці 4.2
% =====

PSNR_mean = mean(PSNR_all, 1);
SSIM_mean = mean(SSIM_all, 1);
CNR_mean = mean(CNR_all, 1);

fprintf('\n=====');
fprintf('Таблиця 4.2\n');
fprintf('Порівняння методів за метриками PSNR, SSIM, CNR\n');
fprintf('=====');
fprintf('%-25s %-10s %-10s %-10s\n', 'Метод', 'PSNR', 'SSIM', 'CNR');

for m = 1:numMethods
fprintf('%-25s %-10.2f %-10.2f %-10.2f\n', ...
methodNames{m}, PSNR_mean(m), SSIM_mean(m), CNR_mean(m));
end

%% =====
% 5. Збереження Таблиці 4.2 у txt
% =====

fid = fopen('Table_4_2_results.txt', 'w');
fprintf(fid, 'Таблиця 4.2\n');
fprintf(fid, 'Порівняння методів підвищення якості інтраскопічних зображень
за метриками PSNR, SSIM та CNR\n\n');
fprintf(fid, '%-25s %-10s %-10s %-10s\n', 'Метод', 'PSNR', 'SSIM', 'CNR');

for m = 1:numMethods
fprintf(fid, '%-25s %-10.2f %-10.2f %-10.2f\n', ...
methodNames{m}, PSNR_mean(m), SSIM_mean(m), CNR_mean(m));
end
fclose(fid);

%% =====
% 6. ROC-криві та AUC
% =====

figure('Color','w', 'Position', [100 100 900 700]);
hold on; grid on;

aucVals = zeros(1, numMethods);

for m = 1:numMethods
[FPR, TPR, AUC] = compute_roc_curve(labels, scores(:,m));
aucVals(m) = AUC;

plot(FPR, TPR, 'LineWidth', 2);
end

plot([0 1], [0 1], 'k--', 'LineWidth', 1.2);

legend({ ...
sprintf('Gaussian filtering (AUC = %.2f)', aucVals(1)), ...
sprintf('CLAHE (AUC = %.2f)', aucVals(2)), ...

```

```

sprintf('Wavelet denoising (AUC = %.2f)', aucVals(3)), ...
sprintf('Запропонований метод (AUC = %.2f)', aucVals(4)), ...
'Випадкова класифікація'}, ...
'Location', 'SouthEast');

xlabel('False Positive Rate');
ylabel('True Positive Rate');
title('Рисунок 4.3 - ROC-криві порівняння методів підвищення якості
інтраскопічних зображень');

hold off;

print(gcf, '-dpng', '-r300', 'Figure_4_3_ROC.png');
saveas(gcf, 'Figure_4_3_ROC.fig');

%% =====
% 7. Виведення AUC
% =====

fprintf('\n===== \n');
fprintf('AUC для Рисунка 4.3 \n');
fprintf('===== \n');
for m = 1:numMethods
fprintf('%-25s AUC = %.3f \n', methodNames{m}, aucVals(m));
end

%% =====
% 8. Локальні функції
% =====

function Ig = apply_gaussian_rgb(Irgb)
h = fspecial('gaussian', [5 5], 1.0);
Ig = zeros(size(Irgb));
for c = 1:3
Ig(:,:,c) = imfilter(Irgb(:,:,c), h, 'replicate');
end
Ig = min(max(Ig,0),1);
end

function Ic = apply_clahe_rgb(Irgb)
cform1 = makecform('srgb2lab');
cform2 = makecform('lab2srgb');

Ilab = applycform(Irgb, cform1);
L = Ilab(:,:,1) / 100;

Lc = adapthisteq(L, ...
'NumTiles', [8 8], ...
'ClipLimit', 0.01, ...
'NBins', 256);

Ilab(:,:,1) = Lc * 100;
Ic = applycform(Ilab, cform2);
Ic = min(max(Ic,0),1);
end

```

```

function Iw = apply_wavelet_rgb(Irgb)
Iw = zeros(size(Irgb));
for c = 1:3
channel = Irgb(:,:,c);
vec = channel(:);
denVec = wden(vec, 'sqrtwolog', 's', 'sln', 3, 'db4');
Iw(:,:,c) = reshape(denVec, size(channel));
end
Iw = min(max(Iw,0),1);
end

function Ip = apply_proposed_rgb(Irgb)
Ip = zeros(size(Irgb));
for c = 1:3
channel = Irgb(:,:,c);

epsVal = 1e-6;
channelLog = log(channel + epsVal);

hIll = fspecial('gaussian', [31 31], 8);
illum = imfilter(channelLog, hIll, 'replicate');

reflLog = channelLog - illum;
refl = exp(reflLog);
refl = mat2gray(refl);

vec = refl(:);
denVec = wden(vec, 'sqrtwolog', 's', 'sln', 3, 'db4');
reflDenoised = reshape(denVec, size(refl));
reflDenoised = min(max(reflDenoised,0),1);

reflEnhanced = adapthisteq(reflDenoised, ...
'NumTiles', [8 8], ...
'ClipLimit', 0.008, ...
'NBins', 256);

alpha = 0.75;
out = alpha * reflEnhanced + (1 - alpha) * reflDenoised;
Ip(:,:,c) = min(max(out,0),1);
end
end

function gray = rgb2gray_safe(I)
if size(I,3)==3
gray = rgb2gray(I);
else
gray = I;
end
end

function cnrVal = compute_cnr(Igray, roiObj, roiBg)
obj = crop_rect(Igray, roiObj);
bg = crop_rect(Igray, roiBg);

```

```

muObj = mean(obj(:));
muBg = mean(bg(:));
stdBg = std(bg(:));

if stdBg < eps
    cnrVal = 0;
else
    cnrVal = abs(muObj - muBg) / stdBg;
end
end

function part = crop_rect(I, rect)
x = round(rect(1));
y = round(rect(2));
w = round(rect(3));
h = round(rect(4));

[rows, cols] = size(I);

x1 = max(1, x);
y1 = max(1, y);
x2 = min(cols, x+w);
y2 = min(rows, y+h);

part = I(y1:y2, x1:x2);
end

function ssimVal = compute_ssim_simple(X, Y)
X = double(X);
Y = double(Y);

C1 = (0.01)^2;
C2 = (0.03)^2;

muX = mean(X(:));
muY = mean(Y(:));

sigmaX = var(X(:));
sigmaY = var(Y(:));
sigmaXY = mean((X(:)-muX).*(Y(:)-muY));

ssimVal = ((2*muX*muY + C1) * (2*sigmaXY + C2)) / ...
((muX^2 + muY^2 + C1) * (sigmaX + sigmaY + C2));
end

function [FPR, TPR, AUC] = compute_roc_curve(labels, scores)
labels = labels(:);
scores = scores(:);

thresholds = sort(unique(scores), 'descend');

TPR = zeros(length(thresholds)+1,1);
FPR = zeros(length(thresholds)+1,1);

P = sum(labels==1);

```

```

N = sum(labels==0);

for i = 1:length(thresholds)
th = thresholds(i);
pred = scores >= th;

TP = sum(pred==1 & labels==1);
FP = sum(pred==1 & labels==0);

if P > 0
TPR(i) = TP / P;
else
TPR(i) = 0;
end

if N > 0
FPR(i) = FP / N;
else
FPR(i) = 0;
end
end

TPR(end) = 0;
FPR(end) = 0;

% Упорядкування по FPR
[FPR, idx] = sort(FPR);
TPR = TPR(idx);

AUC = trapz(FPR, TPR);
end

```

Б.3 Скрипт для тесту DeLong / p-value

1. Основний файл run_delong_test_table44.m

```

% =====
% run_delong_test_table44.m
% MATLAB R2014a compatible
%
% Статистичне порівняння ROC-кривих за тестом DeLong
% для:
% 1 - Gaussian filtering
% 2 - CLAHE
% 3 - Wavelet denoising
% 4 - Proposed method
% =====

clear; clc;

%% -----

```

```

% Вхідні дані
% -----
% labels: 1 = позитивний клас, 0 = негативний клас
%
% scores(:,1) = Gaussian filtering
% scores(:,2) = CLANE
% scores(:,3) = Wavelet denoising
% scores(:,4) = Proposed method
%
% Тут приклад. ПІДСТАВ свої дані з попереднього експерименту.
% -----

load('roc_input_data.mat');
% файл має містити:
% labels - Nx1
% scores - Nx4

methodNames = { ...
    'Gaussian filtering', ...
    'CLANE', ...
    'Wavelet denoising', ...
    'Запропонований метод'};

proposedIdx = 4;

%% -----
% AUC для всіх методів
% -----
numMethods = size(scores,2);
aucVals = zeros(1,numMethods);

for m = 1:numMethods
    aucVals(m) = auc_delong(labels, scores(:,m));
end

fprintf('=====\n');
fprintf('AUC для методів\n');
fprintf('=====\n');
for m = 1:numMethods
    fprintf('%-25s AUC = %.4f\n', methodNames{m}, aucVals(m));
end

%% -----
% Порівняння proposed vs baseline
% -----
fprintf('\n=====\n');
fprintf('Тест DeLong: Proposed vs Baselines\n');
fprintf('=====\n');
fprintf('%-25s %-10s %-12s %-12s\n', 'Метод', 'AUC', 'Delta AUC', 'p-value');

results = cell(numMethods-1, 4);

row = 1;
for m = 1:numMethods
    if m == proposedIdx

```

```

        continue;
    end

    [pval, zstat, auc1, auc2] = delong_2scores_test(labels,
scores(:,proposedIdx), scores(:,m));
    deltaAUC = auc1 - auc2;

    fprintf('%-25s %-10.4f %-12.4f %-12.6f\n', ...
        methodNames{m}, auc2, deltaAUC, pval);

    results{row,1} = methodNames{m};
    results{row,2} = auc2;
    results{row,3} = deltaAUC;
    results{row,4} = pval;
    row = row + 1;
end

%% -----
% Збереження результатів у txt
% -----
fid = fopen('Table_4_4_DeLong_results.txt', 'w');

fprintf(fid, 'Таблиця 4.4\n');
fprintf(fid, 'Статистичне порівняння ROC-кривих методів підвищення якості
інтраскопічних зображень\n\n');
fprintf(fid, '%-25s %-10s %-12s %-12s\n', 'Метод', 'AUC', 'Delta AUC', 'p-
value');

for i = 1:size(results,1)
    fprintf(fid, '%-25s %-10.4f %-12.4f %-12.6f\n', ...
        results{i,1}, results{i,2}, results{i,3}, results{i,4});
end

fclose(fid);

disp('Результати збережено у файл Table_4_4_DeLong_results.txt');

```

2. Допоміжна функція delong_2scores_test.m

```

function [pvalue, z, aucA, aucB] = delong_2scores_test(labels, scoresA,
scoresB)
% =====
% DeLong test for two correlated ROC AUCs
% labels : Nx1 binary vector (1 positive, 0 negative)
% scoresA : Nx1 scores for method A
% scoresB : Nx1 scores for method B
% =====

labels = labels(:);
scoresA = scoresA(:);
scoresB = scoresB(:);

if length(labels) ~= length(scoresA) || length(labels) ~= length(scoresB)

```

```

    error('labels and scores must have the same length.');
```

end

```

% reorder: positives first
posIdx = find(labels == 1);
negIdx = find(labels == 0);

m = length(posIdx);
n = length(negIdx);

if m == 0 || n == 0
    error('Need at least one positive and one negative sample.');
```

end

```

XA = scoresA(posIdx);
YA = scoresA(negIdx);

XB = scoresB(posIdx);
YB = scoresB(negIdx);

% Structural components
[V10A, V01A, aucA] = structural_components(XA, YA);
[V10B, V01B, aucB] = structural_components(XB, YB);

% covariance estimates
SA = cov_matrix_from_vectors(V10A, V01A, V10B, V01B, m, n);

varA = SA(1,1);
varB = SA(2,2);
covAB = SA(1,2);

varDiff = varA + varB - 2*covAB;

if varDiff <= 0
    varDiff = eps;
end

z = (aucA - aucB) / sqrt(varDiff);

% двосторонній p-value
pvalue = 2 * (1 - normcdf(abs(z), 0, 1));
end
```

3. Допоміжна функція structural_components.m

```

function [V10, V01, auc] = structural_components(X, Y)
% =====
% X - scores of positive class
% Y - scores of negative class
% V10, V01 - DeLong structural components
% =====

m = length(X);
n = length(Y);
```

```

phi = zeros(m, n);

for i = 1:m
    for j = 1:n
        if X(i) > Y(j)
            phi(i,j) = 1;
        elseif X(i) == Y(j)
            phi(i,j) = 0.5;
        else
            phi(i,j) = 0;
        end
    end
end

auc = mean(phi(:));
V10 = mean(phi, 2); % m x 1
V01 = mean(phi, 1)'; % n x 1
end

```

4. Допоміжна функція cov_matrix_from_vectors.m

```

function S = cov_matrix_from_vectors(V10A, V01A, V10B, V01B, m, n)
% =====
% Covariance matrix for two correlated AUCs
% =====

S10 = cov([V10A, V10B]);
S01 = cov([V01A, V01B]);

if size(S10,1) == 1
    S10 = [S10 0; 0 0];
end

if size(S01,1) == 1
    S01 = [S01 0; 0 0];
end

S = S10 / m + S01 / n;
end

```

5. Допоміжна функція auc_delong.m

```

function auc = auc_delong(labels, scores)
% =====
% Обчислення AUC через Mann-Whitney / DeLong-compatible logic
% =====

labels = labels(:);
scores = scores(:);

posScores = scores(labels == 1);
negScores = scores(labels == 0);

```

```
m = length(posScores);
n = length(negScores);

if m == 0 || n == 0
    error('Need both positive and negative labels.');
```

end

```
count = 0;
```

```
for i = 1:m
    for j = 1:n
        if posScores(i) > negScores(j)
            count = count + 1;
        elseif posScores(i) == negScores(j)
            count = count + 0.5;
        end
    end
end
```

```
auc = count / (m * n);
```

end

ДОДАТОК В
АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ

В.1 Акт впровадження результатів дослідження

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор закладу вищої освіти
з наукової роботи

Тернопільського національного
медичного університету
імені І.Я. Горбачевського

проф. Кліщ І.М.

2025 р.



АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії PhD за спеціальністю 163 «Біомедична інженерія» кафедри біотехнічних систем Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя *Гринюка Івана Олександровича* на тему: «Метод та засіб підвищення якості зображень у системах інтраскопічної діагностики» при виконанні науково-дослідних робіт Тернопільського національного медичного університету імені І.Я. Горбачевського

Цим актом підтверджується, що результати дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії Гринюка І.О. на тему: «Метод та засіб підвищення якості зображень у системах інтраскопічної діагностики» використано під час виконання науково-дослідної роботи «Інтелектуальні моделі в кібер-фізичних системах медико-біологічних процесів» (№ д.р.0125U000105), Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського Міністерства охорони здоров'я України.

Гринюк І.О. здійснив 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. 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.

Відповідальний виконавець:

кандидат технічних наук, доцент закладу вищої освіти
кафедри медичної фізики діагностичного
та лікувального обладнання Тернопільського національного
медичного університету імені І. Я. Горбачевського

Міністерства охорони здоров'я України

Оксана БАГРІЙ-ЗАЯЦЬ

В.2 Акт впровадження результатів дослідження (ТНМУ ім. І.Я. Горбачевського)

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор закладу вищої освіти
з наукової роботи
Тернопільського національного
медичного університету
імені І.Я. Горбачевського

проф. Кліщ І.М.
_____ 2025 р.



АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії PhD
за спеціальністю 163 «Біомедична інженерія» кафедри біотехнічних систем
Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя
Гринюка Івана Олександровича

1. Назва пропозиції для впровадження: «Застосування нейромережних технологій для підвищення інформативності медичних зображень».
2. Заклад, що розробив, його поштова адреса: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, вул. Руська 56, кафедра біотехнічних систем.
3. Прізвище, ім'я, по-батькові автора: Гринюк Іван Олександрович, аспірант кафедри біотехнічних систем Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, кафедра біотехнічних систем.
4. Джерело інформації: Дисертаційна робота Гринюк І.О. на тему: «Метод та програмно-апаратний засіб підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестационарних деградацій».
5. Назва організації, що впроваджує: кафедра медичної інформатики Тернопільського національного медичного університету імені І.Я. Горбачевського, м. Тернопіль, Майдан Волі, 1.
6. Термін впровадження: 2025 р.
7. Ефективність впровадження: здійснення попередньої обробки зображень (усунення шумів та нормалізація яскравості), реконструкція даних за допомогою архітектури U-Net, а також оцінювання результатів за об'єктивними метриками (PSNR, SSIM) та суб'єктивними експертними оцінками стоматологів 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.
8. Зауваження та пропозиції організації, що впровадила розробку: рекомендовано до включення в навчальний процес з навчальної дисципліни «Медична фізика з медичною інформатикою та статистикою».

Відповідальний за впровадження:

Завідувач кафедри медичної інформатики, д.біол.н.,
професор Тернопільського національного медичного
університету ім. І.Я. Горбачевського

Вакуленко Д.В.

В.3 Довідка про впровадження результатів дослідження в навчальний процес



«ЗАТВЕРДЖУЮ»
Перший проректор ТНТУ
Олег ЛЯШУК
« 24 » 02 2026 р.

ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи

Гринюка Івана Олександровича

на тему «Метод та програмно-апаратний засіб підвищення якості інтраскопічних зображень в умовах неоднорідного освітлення та нестаціонарних деградацій», поданого на здобуття ступеня доктора філософії за спеціальністю 163 «Біомедична інженерія» в освітній процес Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя

Запропоновані у дисертаційній роботі Гринюка Івана Олександровича математична модель формування інтраскопічного зображення, адаптивний просторово-частотний метод, який поєднує логарифмічну компенсацію освітлення та багатомасштабний аналіз із локально-адаптивною модифікацією коефіцієнтів використано у навчальному процесі кафедри біотехнічних систем при проведенні лекційних занять з дисципліни «Медична інтроскопія» для здобувачів третього освітньо-наукового рівня «Доктор філософії» спеціальності G22 Біомедична інженерія. Це дало змогу підвищити рівень компетентності здобувачів щодо сучасних підходів до аналізу біомедичних зображень, метод підвищення якості інтраскопічних зображень, а також практичного застосування алгоритмів машинного навчання для удосконалення інтраскопічних діагностичних систем.

ПОГОДЖУЮТЬ:

Гарант ОНП «G22 Біомедична інженерія»,
к.т.н., доц.

Микола ХВОСТИВСЬКИЙ

Завідувачка кафедри біотехнічних систем
к.т.н., доц.

Світлана ЯВОРСЬКА

Начальник навчального відділу
к.т.н., доц.

Ігор ТКАЧЕНКО