

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-63>

УДК 004.932.7:004.032.26

ТЕГЛІВЕЦЬ ОЛЕСЬ

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0003-3880-2159>

e-mail: oles.v.tehlivets@lpnu.ua

ПОКРАЩЕННЯ КОНТРАСТНОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ: ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТРАДИЦІЙНИХ ПРОГРАМНИХ ІНСТРУМЕНТІВ ТА НЕЙРОМЕРЕЖІ MIRNET

Статтю присвячено порівняльному аналізу ефективності традиційних інструментів Adobe Photoshop та Adobe Photoshop Lightroom з архітектурою MIRNet для завдань покращення контрастності, оцінюючи результати за кількісними метриками та візуальною якістю на реальних датасетах

Ключові слова: контрастність, цифрове зображення, нейронна мережа, глибоке навчання, MIRNet.

TEHLIVETS OLES

Lviv Polytechnic National University

IMAGE CONTRAST IMPROVEMENT: COMPARATIVE ANALYSIS OF TRADITIONAL SOFTWARE TOOLS AND MIRNET NEURAL NETWORK

The purpose of this article is to compare the effectiveness of traditional Adobe Photoshop and Adobe Photoshop Lightroom tools with MIRNet neural network in terms of contrast enhancement tasks, evaluating the results by quantitative metrics and visual quality on real datasets. It is noted that professional photographers continue to rely on graphic editors and programs (in particular, Adobe Photoshop and Adobe Photoshop Lightroom) for manual image processing. The development of deep learning has led to the emergence of neural networks and architectures that are directly trained on pairs of low-quality/high-quality images and are capable of performing nonlinear mapping of pixel values and general detail restoration. Among them, MIRNet neural network occupies a special place. A brief review of the main sources indicates that in recent years, there has been a significant increase in the number of works devoted to image enhancement using deep neural network models. However, there are virtually no direct comparisons between Adobe Photoshop and Adobe Photoshop Lightroom and modern neural networks. The results show that all Adobe Photoshop and Adobe Photoshop Lightroom tools improve image quality, but their effectiveness varies significantly. The study found that traditional graphic editor and software tools (Adobe Photoshop, Adobe Photoshop Lightroom) remain reliable and flexible for local and global corrections, but their effectiveness depends on manual user interaction and does not always guarantee optimal structural compliance. It has been determined that the MIRNet neural network is capable of performing adaptive multiscale correction without aggressively stretching the tonal range, thereby preserving the naturalness of the scene and minimizing the risk of distortion. A comparison using the objective SSIM metric confirmed this trend: MIRNet demonstrates higher SSIM values (>0.99) during contrast correction. Thus, the MIRNet neural network has the potential to become the standard for image enhancement in tasks where automation, stability, and reliability are required.

Keywords: contrast, digital image, neural network, deep learning, MIRNet.

Стаття надійшла до редакції / Received 12.12.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026

Опубліковано / Published 29.01.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Теглівець Олесь

Постановка проблеми у загальному вигляді

Цифрові зображення є одним із основних носіїв візуальної інформації в сучасному світі. Щоденно створюють мільярди зображень за допомогою смартфонів, професійних камер, медичного обладнання, супутникових систем безпілотних літальних апаратів тощо. Однак доволі часто значна частина цих зображень має суттєві недоліки якості, пов'язані, насамперед, із особливостями умов зйомки: як з природними (наприклад, хмарна погода), так із технічними (обмежений динамічний діапазон сенсорів тощо). Контрастність є одним із основних параметрів, що визначає візуальну якість цифрових зображень. Висока або низька контрастність впливає на сприйняття деталей, текстур, локальних переходів яскравості та загальну естетику зображення. На відміну від таких показників, як різкість чи насиченість, контрастність безпосередньо пов'язана з тональним розподілом інтенсивностей у зображенні й має фундаментальний вплив на сприйняття форми та структури [1]. Одним із найпоширеніших і водночас найвпливовіших дефектів зображень є знижена контрастність, що призводить до втрати деталей у темних і світлих ділянках, зниження розрізненості об'єктів та загального візуального сприйняття.

Покращення контрастності протягом десятиліть залишалася одним із базових інструментів оброблення зображень. Класичні методи, такі як лінійне та нелінійне розтягування гістограми, гістограмна еквалізація (HE), адаптивна гістограмна еквалізація (AHE) та її модифікація з обмеженням контрастності (CLAHE), дотепер широко використовують у програмному забезпеченні професійного рівня [2]. Однак ці методи чутливі до появи параметрів і не завжди враховують глобальний контекст. Розвиток глибокого навчання привів до появи моделей, здатних автоматично вчитися на великих датасетах, враховуючи контекстуальну інформацію та багаторівневі особливості зображень, що дозволяє досягати кращих результатів порівняно з ручними налаштуваннями [3]. На особливу увагу заслуговують нейронні мережі та архітектури, що безпосередньо навчаються на парах низька якість/висока якість і здатні виконувати нелінійне відображення піксельних значень та загальне відновлення деталей [4]. Серед таких особливо виділяються Retinex-Net, KinD, Zero-DCE, EnlightenGAN та, зокрема, нейронна мережа MIRNet (Multi-Scale Residual Network for Image Restoration).

Нейронна мережа MIRNet, яку в 2020 році запропонувала команда Samsung AI Center, інтегрує багаторівневі ознаки через паралельні обчислювальні потоки, забезпечує обмін інформацією між ними та застосовує механізми вибіркової уваги, що дозволяє моделі обробляти зображення в режимі реального часу з мінімальними обчислювальними затратами [5, 6]. Її структура включає механізми селективного злиття ознак, багаторівневу екстракцію інформації та розгалужені резидуальні блоки, що дозволяє моделі адаптивно підсилити деталі й коригувати контрастність, мінімізуючи артефакти [5]. Порівняно з архітектурами типу U-Net та моделями, побудованими на генеративних змагальних мережах, MIRNet забезпечує вищу здатність коректно працювати з даними, що не були залучені у процесі навчання. Ця мережа не тільки підвищує контрастність, але й зберігає просторову точність, поєднуючи інформацію з різних масштабів, що робить її особливо ефективною для завдань покращення зображень із низьким рівнем освітлення [6].

Водночас професійні фотографи для ручного оброблення зображень надалі продовжують покладатися на такі графічні редактори та програми, як Adobe Photoshop і Adobe Photoshop Lightroom, які вважають стандартами. Adobe Photoshop та Adobe Photoshop Lightroom пропонують широкий спектр ручних і напівавтоматичних інструментів, що дозволяють покращувати зображення, зокрема коригувати контрастність за допомогою кривих тону (Curves), рівнів (Levels), панелі Basic (Highlights, Shadows, Whites, Blacks) або локальних масок корекції [7]. Ці інструменти хоча й не є алгоритмами в чистому вигляді, але ґрунтуються на подібних принципах оброблення зображень. Наприклад, Levels коригує гістограму та тональний діапазон, Curves забезпечує можливість нелінійних перетворень яскравості [8, 9]. Також вони дають фотографам і дизайнерам повний контроль над процесом, дозволяючи досягати художньо виправданих результатів, але мають принципові обмеження: вони часто посилюють шум, створюють гало-ефекти біля різких країв і не здатні відновлювати інформацію, яка фізично втрачена через недостатнє освітлення [8].

Актуальність порівняльного аналізу традиційних інструментів та сучасних нейронних мереж, таких як MIRNet, зумовлена швидким розвитком штучного інтелекту в обробленні зображень: за даними досліджень, AI-моделі вже перевершують традиційні методи за метриками якості, такими як PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) та SSIM (Structural Similarity Index), які оцінюють шум та структурну подібність, а також за перцептивними оцінками користувачів чи експертів. Стандартизовані набори даних (TID2013, LIVE, BSDS500) містять приклади низькоконтрастних зображень, але порівняння результатів оброблення за допомогою глибокого навчання з результатами ручної корекції, виконаної досвідченими користувачами, у науковій літературі майже не представлено. Водночас саме це питання є важливим для сучасної прикладної фотографії, цифрового дизайну та систем автоматизованого покращення зображень.

Аналіз досліджень та публікацій

Основні джерела з теоретичних основ контрастності створюють міцну основу для розуміння принципів покращення контрастності зображень і розроблення ефективних алгоритмів. У [1] описано класичні підходи до корекції контрастності, зокрема гістограмне вирівнювання (HE), адаптивне вирівнювання (CLAHE) та лінійне розтягування яскравості. Запропоновано комплексний підхід до класифікації методів покращення контрастності та сформульовано основні принципи їх застосування.

У [10] запропоновано адаптивну гістограмну еквалізацію (AHE), яка суттєво покращила сприйняття медичних рентгенівських зображень, але призводила до надмірного посилення шуму. Цю проблему вирішено у [2] завдяки введенню CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) – методу, що дотепер є стандартом в OpenCV, MATLAB Image Processing Toolbox, Adobe Camera Raw та більшості медичних систем візуалізації.

У [11] здійснено порівняльний аналіз класичних методів. Підтверджено, що CLAHE перевершує глобальну HE за всіма метриками, крім швидкості, але все одно не здатен відновлювати втрачену через недостатнє освітлення інформацію.

У [12] зосереджено увагу на фундаментальних аспектах оброблення зображень, зокрема детально проаналізовано методи покращення контрастності в різних кольорних просторах (RGB, HSV) та описано адаптивні методи для локального покращення контрастності.

У [13] представлено новий метод покращення зображень, що складається з таких етапів: аналіз гістограми надає просторову інформацію про окреме зображення на основі ймовірності та статистичного висновку, розподіл ваг використовують для згладжування флуктуаційного явища, щоб уникнути виникнення небажаних артефактів, гамма-корекція може автоматично покращити контрастність зображення за допомогою кривої згладжування.

Порівняння традиційних редакторів і програми з моделями глибокого навчання в науковій літературі представлено фрагментарно. Наприклад, у [14] розглянуто сучасні підходи для покращення контрастності зображень, що включають порівняння методів на основі штучного інтелекту, глибокого навчання та традиційних методів. Окремі роботи оцінюють реконструкцію тональних характеристик після оброблення ручними Adobe Photoshop або Adobe Photoshop Lightroom. Наприклад, у [15] здійснено дослідження порівняльного впливу AI-інструментів в Adobe Photoshop та Adobe Photoshop Lightroom. Зазначено, що інтеграція AI в інструменти Adobe Photoshop та Adobe Photoshop Lightroom спрощує складні завдання (наприклад, автокорекцію). Зокрема AI Photoshop є кращим для складних завдань (генеративне заповнення, селективна ретуш), однак AI Lightroom має переваги в пакетному обробленні зображень. Відповідно автори наголошують, що традиційні ручні методи поступаються методам з використанням AI за швидкістю. У [16] описано принцип покращення зображень за допомогою Adobe Photoshop Lightroom, зокрема зазначено, що коригування контрастності та яскравості є складним завданням, оскільки воно вимагає врахування вмісту

зображення, вмінь та часу. Результатом дослідження є колекція з 5 наборів зображень з 5000 прикладів пар вхід-вихід, які дозволяють здійснювати навчання.

За останні роки значно зросла кількість праць, присвячених покращенню зображень за допомогою моделей на основі глибокого навчання. Особливе місце серед сучасних моделей посідає нейронна мережа MIRNet, яку розробили [5] для покращення зображень із різними типами спотворень. Однак прямі порівняння саме Adobe Photoshop та Adobe Photoshop Lightroom із сучасними нейромережами практично відсутні.

Формулювання цілей статті

Мета цієї статті – порівняти ефективність традиційних інструментів Adobe Photoshop та Adobe Photoshop Lightroom з нейронною мережею MIRNet щодо завдань покращення контрастності, оцінюючи результати за кількісною метрикою та візуальною якістю на реальних датасетах.

Виклад основного матеріалу

Для дослідження було відібрано зображення з відкритої бази TID2013, що містить різноманітні типи спотворень, включно зображення зі спотвореною контрастністю (i22_17_1, i22_17_2, i22_17_3, i22_17_4, i22_17_5). З огляду на специфіку завдання було обрано саме низькоконтрастні зображення, що характеризуються зменшеним динамічним діапазоном, зсувом гістограми в зону тіней або пересвічених ділянок та невідповідністю локальної контрастності. Перед обробленням усі зображення нормалізовано до єдиного розміру (512×512 пікселів) і переведено в формат jpeg, щоб забезпечити коректність подальших обчислень об'єктивних метрик, зокрема SSIM, що є чутливою до типу кодування [17].

Для оцінювання ефективності ручної корекції контрастності застосовано такі основні інструменти Photoshop, рекомендовані професійними фотографами й аналітиками [7]:

Auto Contrast – працює за принципом розтягування гістограми яскравості до повного тонального діапазону, що підвищує глобальну контрастність зображення.

Curves (Криві) – нелінійне коригування тонального діапазону шляхом моделювання S-подібної кривої. Налаштування кривої виконували вручну для кожного зображення таким чином, щоб підвищити контрастність у середніх тонах, не допускаючи пересвічених ділянок чи провалів у тінях.

Levels (Рівні) – корекція точки чорного, середніх тонів та точки білого. Цей інструмент забезпечує глобальну нормалізацію контрасту шляхом перерозподілу яскравості.

Shadows/Highlights (Тінь/Світло) – локальна корекція тіней та світлих ділянок, що дозволяє зменшити надмірний контраст або компенсувати дефіцит деталей у темних областях.

Параметри кожного інструмента було зафіксовано в записаному алгоритмі з однаковими початковими значеннями для всіх зображень, щоб мінімізувати суб'єктивний вплив користувача чи експерта.

На рис. 1 подано приклад покращення контрастності зображення за допомогою інструментів графічного редактора Adobe Photoshop для зображення i22_17_5, що містить найгірший рівень спотворення контрастності: а) вихідне зображення; б) покращення контрастності зображення за допомогою інструмента Auto Contrast; в) покращення контрастності зображення за допомогою інструмента Curves; г) покращення контрастності зображення за допомогою інструмента Levels; ґ) покращення контрастності зображення за допомогою інструмента Highlights / Shadows; д) i22 – еталонне зображення. На рис. 2 подано гістограми цих зображень.

Гістограми оброблених зображень підтверджують спостереження візуального аналізу. Покращення зображень за допомогою інструментів Adobe Photoshop демонструє, що гістограма часто розтягується до меж діапазону 0–255, що збільшує глобальну контрастність, але сприяє появі кліпінгу – втраті інформації у тінях та світлих ділянках. Це підтверджує висновки [1] про небезпеку жорстких глобальних перетворень для реальних зображень.



Рис. 1. Приклади покращення контрастності зображення i22_17_5 за допомогою інструментів Adobe Photoshop

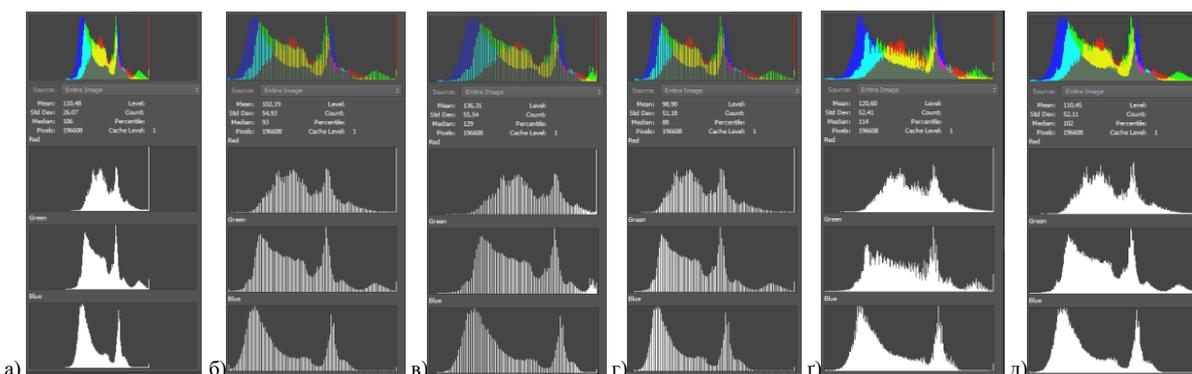


Рис. 2. Приклади гістограм покращення контрастності зображення i22_17_5 за допомогою інструментів Adobe Photoshop

Для покращення ручної корекції контрастності в Adobe Photoshop Lightroom застосовано такі основні інструменти панелі Basic, які рекомендують професійні фотографи й аналітики:

Auto – виконує автоматичне налаштування тонального балансу та контрастності на основі аналізу зображення, оптимізуючи експозицію, тіні, світлі ділянки та граничні точки тонального діапазону.

Tone Curve – забезпечує аналогічну корекцію, як інструмент Curves в Adobe Photoshop. Налаштування здійснювали, використовуючи однакові параметри для всіх зображень, щоб забезпечити стандартизацію оброблення.

Глобальна корекція – це алгоритм, який одночасно змінює тональний діапазон всього зображення, а не окремих його ділянок. Глобальну корекцію контрастності в Adobe Photoshop Lightroom часто реалізують за допомогою поєднання Auto та різних інструментів (Whites / Blacks, Contrast, Tone Curve та ін.).

Комбінована корекція – це корекція, яка поєднує глобальні зміни тонального діапазону зі спрямованим локальним обробленням окремих ділянок зображення. Вона забезпечує більш природне сприйняття зображення, особливо у високодеталізованих чи складних сценах.

На рис. 2 подано приклад покращення корекції контрастності зображення за допомогою інструментів Adobe Photoshop Lightroom для зображення i22_17_5: а) вихідне зображення; б) покращення контрастності зображення за допомогою інструмента Auto; в) покращення контрастності зображення за допомогою інструмента Tone Curve; г) глобальна корекція, що поєднує Auto з різними інструментами; г) комбінована корекція; д) i22 – еталонне зображення. На рис. 4 подано гістограми цих зображень.

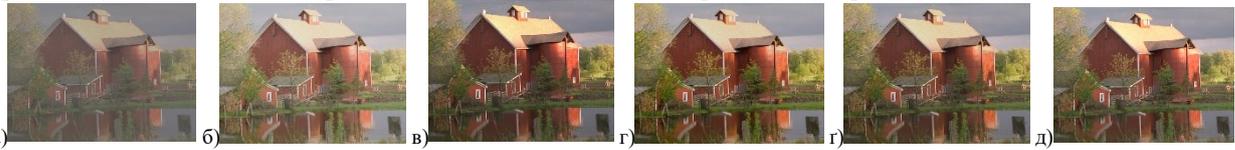


Рис. 3. Приклади покращення контрастності зображення i22_17_5 за допомогою інструментів Adobe Photoshop Lightroom

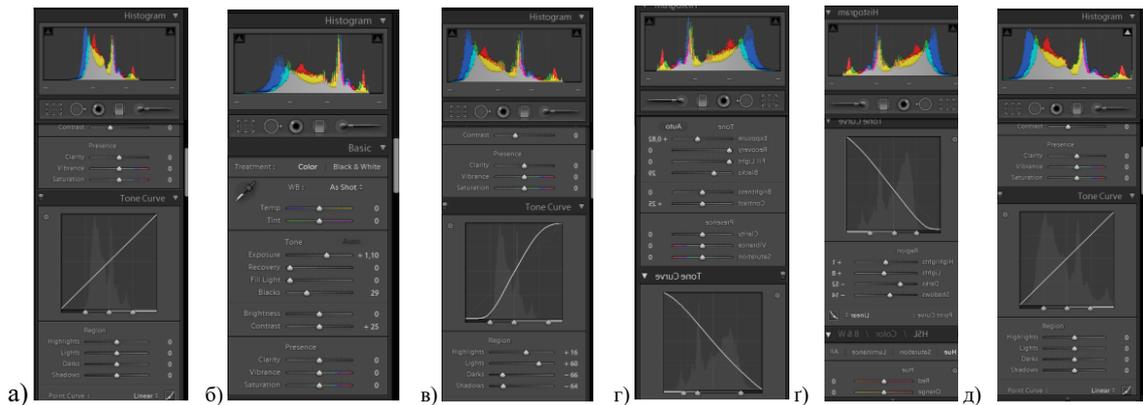


Рис. 4. Приклади гістограм покращення контрастності зображення i22_17_5 за допомогою інструментів Adobe Photoshop Lightroom

Автоматизовану корекцію контрастності здійснювали із застосуванням попередньо навченої архітектури MIRNet, оптимізованої для підсилення природних зображень. Побудову нейронної мережі та тестування завдань покращення якості виконано на основі програмних бібліотек Keras та TensorFlow. Оцінку якості зображень, зокрема обчислення значення SSIM, виконували за допомогою програмного коду на мові програмування Python. Одним із варіантів нейронної мережі для покращення якості зображень була модифікація мережі MIRNet, для якої налаштували процедуру формування навчальних та валідаційних зображень зі спотвореною контрастністю на основі бази TID2013, зміни деяких параметрів нейронної мережі [5, 18]. Результати покращення контрастності зображень за допомогою моделі MIRNet демонструють відновлення тональної глибини без жорсткого «розтягування» гістограми.

У таблиці 1 подано результати обчислень значення SSIM для вихідного зображення з найвищим рівнем спотвореної контрастності та оброблених зображень за допомогою інструментів Adobe Photoshop.

Таблиця 1

Значення SSIM після різних корекцій контрастності інструментами Adobe Photoshop

Тип корекції в Adobe Photoshop	SSIM
Рівні (Levels)	0.9848
Світло/Тінь (Shadows/Highlights)	0.9807
Автоконтраст (Auto Contrast)	0.9889
Криві (Curves)	0.9704

Результати демонструють, що всі методи корекції істотно підвищують структурну схожість порівняно з вихідним спотвореним зображенням (SSIM = 0.8653 відносно еталонного зображення). Найкращий показник

(SSIM = 0.9889) продемонстрував інструмент Auto Contrast, що узгоджується з особливостями його роботи: він автоматично нормалізує гистограму, оптимізує тональний діапазон і виконує глобальне контрастне вирівнювання. За рахунок цього відбувається розтягнення яскравішої інформації без внесення сильних артефактів. Інструмент Levels (SSIM = 0.9848) також показав високу ефективність, оскільки дозволяє коригувати точки чорного, середніх тонів та білого, що сприяє відновленню тональних співвідношень. Проте ручне налаштування Levels вимагає від користувача певної технічної підготовки та візуальної чутливості, що в практиці може призводити до надмірного контрастування або втрати деталей у найтемніших ділянках зображення. Інструмент Shadows/Highlights (SSIM = 0.9807) хоча й забезпечує хороше підсилення локальної контрастності, не завжди відновлює структуру сцени так ефективно, як глобальні коректори. Це пов'язано з тим, що цей інструмент орієнтований на локальні корекції – компенсацію пересвічених ділянок і тіней, а не на загальне нормування тональності. Інструмент Curves (SSIM = 0.9704) продемонстрував найнижчий результат серед традиційних інструментів, хоча все ще залишався значно ефективнішим за спотворене зображення (SSIM = 0.8606). Основна причина – його висока чутливість до форми кривої: навіть незначний зсув у кривій може спричинити появу артефактів, пересвічених ділянок або втрату локальних структур. Загалом результати обчислення SSIM цілком узгоджуються з теоретичними висновками [Wang et al. (2004)] про те, що SSIM є чутливим до локальних змін контрастності й природної структури сцени. Photoshop-інструменти здатні суттєво покращити окремі тональні ділянки, проте ручне редагування завжди пов'язане з ризиком спотворити глобальну структуру.

Отримані значення SSIM для різних типів корекцій в Adobe Photoshop Lightroom показують, що всі досліджувані інструменти підвищують структурну подібність зображення порівняно зі спотвореним варіантом, проте їхня ефективність залежить від принципу корекції (таблиця 2). Автоматична корекція Auto виявилася найменш ефективною (SSIM = 0.9383), що можна пояснити її універсальністю, орієнтацією на швидке, але не завжди оптимальне вирівнювання тону сцени. Інструмент Tone Curve забезпечив значно кращий результат (SSIM = 0.9725), що узгоджується із властивостями нелінійної S-кривої, здатної точніше відновлювати середньотонові переходи. Глобальна корекція (SSIM = 0.9710) показала близький рівень до Tone Curve, підтверджуючи здатність Adobe Photoshop Lightroom ефективно працювати з тональним діапазоном без надмірних втручань у локальні деталі. Найвищий результат (SSIM = 0.9764) отримано при комбінованій корекції, де одночасне застосування глобальних і локальних регуляторів дозволило збалансувати тональні співвідношення та деталізацію складних ділянок. Це свідчить про те, що саме комбінований підхід Adobe Photoshop Lightroom є найбільш ефективним для покращення контрастності, оскільки враховує як загальну структуру зображення, так і локальні особливості сцен.

Таблиця 2

Значення SSIM після різних корекцій контрастності інструментами Adobe Photoshop Lightroom

Тип корекції у Lightroom	SSIM
Auto (автоматична корекція)	0.9383
Tone Curve (криві тону)	0.9725
Глобальна корекція	0.9710
Комбінована корекція	0.9764

Значення SSIM у типових завданнях покращення контрастності та деталізації архітектури Mirnet завдяки адаптивному підсиленню локальних структур подано в таблиці 3. Обчислення SSIM показало, що MIRNet демонструє найвищу середню структурну схожість із вихідним зображенням. Отримані значення SSIM є високим (>0.99) і підтверджують здатність MIRNet виконувати корекцію контрастності без значного спотворення структури зображення. Максимальний показник SSIM = 0.9968, зафіксований для MIRNet-v2, свідчить про найкраще узгодження з вихідним зображенням та найменші зміни базових характеристик сцени. Мінімальне значення SSIM = 0.9915 демонструє стабільність результатів навіть у режимі деталізації локальних структур. Значення SSIM в межах 0.99-0.997 вважають показниками високої структурної подібності, що є типовим лише для сучасних глибоких моделей підсилення зображень. Це доводить, що архітектура MIRNet забезпечує покращення контрастності з мінімальним ризиком появи спотворень чи артефактів.

Таблиця 3

Значення SSIM після різних корекцій контрастності архітектурою MIRNet

Тип корекції у MIRNet	SSIM
Базове покращення контрастності (MIRNet-Enhance)	0.9921
Відновлення деталей та глобального тону (MIRNet-Tone Mapping)	0.9943
Покращення через підсилення локальних структур (MIRNet-Detail Boosting)	0.9915
Розширено модель MIRNet-v2 для корекції контрастності	0.9968

Результати SSIM показали чітку тенденцію: всі інструменти корекції контрастності в Adobe Photoshop і Adobe Photoshop Lightroom та за допомогою архітектури MIRNet значно покращили структурну схожість зображення порівняно зі спотвореною версією, однак їхня ефективність суттєво залежала від виду застосованого інструмента.

Висновки

Проведений порівняльний аналіз показав, що традиційні методи (Adobe Photoshop, Adobe Photoshop Lightroom) та сучасна нейронна мережа MIRNet забезпечують істотне покращення контрастності низькоконтрастних зображень, однак принципи їхньої роботи та характер відновлених результатів суттєво відрізняються. Традиційні інструменти можна розглядати як ефективні у тих випадках, коли користувач має досвід і може контролювати величину корекції зображення. Вони забезпечують стабільне та контрольоване оброблення зображень, зокрема підсилення контрастності через пряму маніпуляцію гистограмою або локальними сегментами зображення, але обмежені в адаптивності до складних сцен, що може призводити до появи артефактів (градієнтне руйнування, втрата мікrokонтрасту тощо).

Натомість моделі глибокого навчання вирізняються значно кращою адаптивністю та збереженням деталей. Нейронна мережа MIRNet здатна виконувати багатомасштабну корекцію без агресивного розтягування тонального діапазону, завдяки чому мінімізує ризик спотворень, зберігаючи природність сцени. Порівняння за об'єктивною метрикою SSIM підтвердило цю тенденцію. MIRNet демонструє вищі значення SSIM (>0.99) завдяки адаптивному навчанню на великих наборах даних, таких як база TID2013, що дозволяє перевершувати класичні інструменти в збереженні природності градієнтів, текстур та деталізації, особливо в умовах низької контрастності. Водночас MIRNet у деяких випадках може створювати надмірно чисті або штучні текстури, що обмежує її пряме застосування в художній фотографії, де важливою є повна відповідність природному зображенню. Загалом моделі глибокого навчання, такі як MIRNet, мають потенціал стати стандартом покращення зображень у завданнях, де потрібна автоматизація, стабільність і надійність.

Література

1. Gonzalez, R.C., Woods, R.E. (2018) Digital Image Processing. 4th ed. Pearson. 1019 p
2. Zuiderveld, K. J. (1994). Contrast limited adaptive histogram equalization. Academic Press Professional, Inc., 474-485. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-336156-1.50061-6>
3. Guo J, Ma J, García-Fernández ÁF, Zhang Y, Liang H. (2023) A survey on image enhancement for Low-light images. *Heliyon*. 2023 Mar 16;9(4):e14558. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14558>
4. Guo, X., Li, Y., & Ling, H. (2017). LIME: Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(2), 982-993. <https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2639450>.
5. Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S., Hayat M., Khan F.S., Yang M.-H. Shao L. (2020) Learning Enriched Features for Real Image Restoration and Enhancement. *European Conference on Computer Vision*, Springer, Cham, 492-511. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.01649>
6. Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S.H., Hayat, M., Khan, F.S., & Yang, M. (2022). Restormer: Efficient Transformer for High-Resolution Image Restoration. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 5718-5729. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00564>
7. Evening, M. (2020). Adobe Photoshop Lightroom Classic: The Complete Guide. *Adobe Press*.
8. Adobe Blog. Advanced Tone Curve in Lightroom. [Електронний ресурс]. 2022. Режим доступу: <https://blog.adobe.com/en/publish/2022/06/14/advanced-tone-curve-lightroom>.
9. Medium. Super Resolution: Adobe Photoshop versus Leading Deep Neural Networks [Електронний ресурс]. 2021. Режим доступу: <https://medium.com/data-science/super-resolution-adobe-photoshop-versus-leading-deep-neural-networks-9758796fcd72>
10. Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., Haar Romenij, ter, B. M., Zimmerman, J. B., & Zuiderveld, K. J. (1987). Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 39(3), 355-368. [https://doi.org/10.1016/S0734-189X\(87\)80186-X](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X)
11. Reza, A. M. (2004). Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement. *The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 38(1), 35-44. <https://doi.org/10.1023/b:vlsi.0000028532.53893.82>
12. Pratt, W. K. (2019). Introduction to Digital Image Processing. CRC Press
13. Huang, S., Cheng, F., & Chiu, Y. (2013). Efficient Contrast Enhancement Using Adaptive Gamma Correction With Weighting Distribution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(3), 1032-1041. <https://doi.org/10.1109/TIP.2012.2226047>
14. Bovik, A.C. (2010). Handbook of Image and Video Processing. Academic Press.
15. Adigun, J. O., Nuhu, K. M., Oyetunde, D. I., Irunokhai, E. A., Wealth, S. A., Ayangbekun, O. J., Meduna, P. N., & James, Z. (2024). Enhancing Academic Performance with AI-Powered Tools: A Comparative Study of Adobe Photoshop and Lightroom in Educational Technology Photography. *Journal of Science Research and Reviews*, 1(1), 43-48. <https://doi.org/10.70882/josrar.2024.v1i1.9>
16. Bychkovsky, V., Paris, S., Chan, E., Durand, F. (2011) Learning photographic global tonal adjustment with a database of input/output image pairs, CVPR 2011, Colorado Springs, CO, USA. 97-104. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995413>
17. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. (2004) Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (4), 600-612.

18. Романишин, Ю., Єлманов, С., Андрухів, Т., Теглівець О. (2025) Покращення якості зображень засобами нейронних мереж при різних типах спотворень. *ICTEE*, випуск 5, номер 2, 152-161. <https://doi.org/10.23939/ict2025.02.152>

References

1. Gonzalez, R.C., Woods, R.E. (2018) *Digital Image Processing*. 4th ed. Pearson. 1019 p
2. Zuiderveld, K. J. (1994). Contrast limited adaptive histogram equalization. Academic Press Professional, Inc., 474-485. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-336156-1.50061-6>
3. Guo J, Ma J, García-Fernández ÁF, Zhang Y, Liang H. (2023) A survey on image enhancement for Low-light images. *Heliyon*. 2023 Mar 16;9(4):e14558. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14558>
4. Guo, X., Li, Y., & Ling, H. (2017). LIME: Low-Light Image Enhancement via Illumination Map Estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 26(2), 982-993. <https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2639450>.
5. Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S., Hayat M., Khan F.S., Yang M.-H. Shao L. (2020) Learning Enriched Features for Real Image Restoration and Enhancement. *European Conference on Computer Vision*, Springer, Cham, 492-511. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.01649>
6. Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S.H., Hayat, M., Khan, F.S., & Yang, M. (2022). Restormer: Efficient Transformer for High-Resolution Image Restoration. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 5718-5729. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00564>
7. Evening, M. (2020). *Adobe Photoshop Lightroom Classic: The Complete Guide*. Adobe Press.
8. Adobe Blog. Advanced Tone Curve in Lightroom. [Електронний ресурс]. 2022. Режим доступу: <https://blog.adobe.com/en/publish/2022/06/14/advanced-tone-curve-lightroom>].
9. Medium. Super Resolution: Adobe Photoshop versus Leading Deep Neural Networks [Електронний ресурс]. 2021. Режим доступу: <https://medium.com/data-science/super-resolution-adobe-photoshop-versus-leading-deep-neural-networks-9758796fcd72>
10. Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., Haar Romenij, ter, B. M., Zimmerman, J. B., & Zuiderveld, K. J. (1987). Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 39(3), 355-368. [https://doi.org/10.1016/S0734-189X\(87\)80186-X](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X)
11. Reza, A. M. (2004). Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement. *The Journal of VLSI Signal Processing-Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 38(1), 35-44. <https://doi.org/10.1023/b:vlsi.0000028532.53893.82>
12. Pratt, W. K. (2019). *Introduction to Digital Image Processing*. CRC Press
13. Huang, S., Cheng, F., & Chiu, Y. (2013). Efficient Contrast Enhancement Using Adaptive Gamma Correction With Weighting Distribution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(3), 1032-1041. <https://doi.org/10.1109/TIP.2012.2226047>
14. Bovik, A.C. (2010). *Handbook of Image and Video Processing*. Academic Press.
15. Adigun, J. O., Nuhu, K. M., Oyetunde, D. I., Irunokhai, E. A., Wealth, S. A., Ayangbekun, O. J., Meduna, P. N., & James, Z. (2024). Enhancing Academic Performance with AI-Powered Tools: A Comparative Study of Adobe Photoshop and Lightroom in Educational Technology Photography. *Journal of Science Research and Reviews*, 1(1), 43-48. <https://doi.org/10.70882/josrar.2024.v1i1.9>
16. Bychkovsky, V., Paris, S., Chan, E., Durand, F. (2011) Learning photographic global tonal adjustment with a database of input/output image pairs, *CVPR 2011*, Colorado Springs, CO, USA. 97-104. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2011.5995413>
17. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. (2004) Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (4), 600-612.
18. Romanyshyn Y., Yelmanov S., Durkot M., Teglivets O. (2025). Image quality assessment by convolutional neural network using the tid2013 database. *ICTEE*, 5(2), 152-161. <https://doi.org/10.23939/ict2025.02.152>