

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ РЕКОНСТРУКЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ ОБРОБКИ

Бобарчук О.А.

Завідувач кафедри комп'ютерних мультимедійних технологій, к.т.н., доцент,
Національний університет «Київський авіаційний інститут»
ORCID ID: 0000-0003-3176-7231

Злотківська Т.В.

магістр, кафедра мультимедійних систем і технологій
Харківського національного економічного університету ім. С. Кузнеця
ORCID ID: 0009-0009-0661-8956

***Анотація.** У роботі досліджено теоретико-методологічні засади застосування нейромережових методів для реконструкції та відновлення зображень. Систематизовано типи деградацій візуальних даних, висвітлено особливості автоматичного виділення ознак і семантичного аналізу сцен у системах зі штучним інтелектом. Практична частина дослідження демонструє високу ефективність спеціалізованих сервісів у задачах реставрації архівних фотографій, колоризації, HDR-реконструкції та інтелектуального масштабування контенту.*

***Ключові слова:** штучний інтелект, нейронні мережі, генеративні моделі, реконструкція та відновлення зображень, колоризація.*

Вступ

У сучасному цифровому суспільстві візуальна інформація є основним каналом комунікації, передачі даних та документування подій. Однак процеси отримання, зберігання та передачі цифрового контенту супроводжуються появою різноманітних деградацій: від електронних шумів сенсорів та оптичного розмиття до артефактів стиснення та втрати роздільної здатності. Актуальність дослідження обумовлена критичною необхідністю відновлення чистоти та чіткості зображень у таких сферах, як медична візуалізація, супутникова зйомка, системи безпеки та цифрова реставрація культурної спадщини. Класичні алгоритми обробки не здатні ефективно вирішувати завдання реконструкції без втрати деталізації. Впровадження нейромережових методів, здатних до інтелектуального відновлення втраченої інформації на основі контексту, стає пріоритетним напрямом розвитку комп'ютерних мультимедійних технологій.

Розвиток систем штучного інтелекту (надалі – ШІ) ознаменував перехід від евристичних процедур до глибокого навчання. Ознаки зображень, наприклад, контури, текстури, форми, формуються автоматично в процесі навчання моделі. Сучасний етап характеризується домінуванням генеративних моделей. Системи не просто фільтрують дані, а здатні генерувати високочастотні деталі, що виглядають природно та реалістично, фактично «домислюючи» відсутні

елементи. Використання потужних графічних процесорів та навчання на великих наборах даних дозволило створити інструменти, які виконують семантичний аналіз сцени, враховують контекст об'єктів та прогнозують відсутню інформацію з високою точністю.

Мета та задачі дослідження

Метою дослідження є теоретичне обґрунтування та експериментальна перевірка ефективності нейромережових методів у процесах реконструкції, відновлення та покращення якості цифрових зображень.

Для досягнення поставленої мети визначено завдання:

- сформулювати понятійно-категоріальний апарат та розмежувати терміни «реконструкція», «відновлення» та «покращення» зображень;
- систематизувати типи пошкоджень та спотворень цифрового контенту;
- дослідити методологічні особливості застосування нейронних мереж;
- провести експериментальну перевірку сервісів та моделей генеративного ШІ;
- здійснити порівняльний аналіз отриманих результатів та визначити перспективи розвитку технологій у мультимедіа.

Структура дослідження включає вступ, два основні розділи, висновок та список використаних джерел. Перший розділ присвячено теоретичним засадам обробки та класифікації спотворень. У другому розділі розглянуто методологію застосування ШІ для вирішення конкретних задач: від шумозаглушення до колоризації висновки та перспективи щодо практичного значення роботи.

1 Теоретичні засади нейромережової обробки та реконструкції зображень

Автори сформулювали визначення поняття реконструкція зображень як процес формування, відтворення або покращення цифрового зображення на основі неповних, пошкоджених, зашумлених або непрямих даних із застосуванням математичних, алгоритмічних та інтелектуальних методів обробки.

Реконструкція передбачає відновлення структури, геометрії, деталей, текстур або візуальної цілісності зображення, які були втрачені або недоступні під час отримання, передачі чи зберігання даних. У системах цифрової обробки реконструкція реалізується за допомогою класичних алгоритмів комп'ютерного бачення, методів оптимізації, статистичних моделей, а також нейронних мереж і генеративних моделей штучного інтелекту.

До завдань реконструкції належать:

- відновлення відсутніх фрагментів зображення;
- підвищення роздільної здатності;
- реконструкція тривимірних сцен із двовимірних зображень;
- відтворення деталей після стиснення або втрати даних;
- формування HDR-зображень;
- реконструкція медичних, супутникових та наукових зображень із непрямих вимірювань.

Загалом, реконструкція зображення означає побудову зображення в цільовій області на основі сигналів з вихідної області, що можна розділити на завдання перетворення необроблених даних у зображення та завдання постобробки. У першому випадку зображення будується на основі необроблених даних, зібраних датчиками, тоді як у другому – на основі ознак, витягнутих із зображень вихідної області. Для виконання завдань реконструкції використовуються моделі GAN, такі як Cycle GAN [1].

Відновлення зображень – це процес усунення дефектів, спотворень або деградацій цифрового зображення з метою повернення до стану, максимально наближеного до початкової якості. Метою відновлення є компенсація негативного впливу шумів, розмиття, артефактів стиснення, втрати різкості або інших факторів, що виникають під час отримання, передавання, зберігання чи обробки зображень.

До типових методів відновлення належать:

- денойзинг (видалення шуму);
- деблюринг (усунення розмиття);
- корекція контрасту та освітлення;
- усунення JPEG-артефактів;
- колоризація чорно-білих зображень;
- реставрація старих фотографій;
- відновлення пошкоджених або частково зруйнованих зображень.

Сучасні системи активно використовують згорткові нейронні мережі, генеративно-змагальні мережі, трансформерні архітектури та дифузійні моделі для автоматизації процесу покращення якості з високим рівнем деталізації.

Відновлення покращує зображення в певному заздалегідь визначеному сенсі. Воно є об'єктивним процесом. Відновлення полягає у спробі реконструювати зображення, яке зазнало погіршення якості, з використанням попередніх знань про явища погіршення якості. Ці техніки спрямовані на моделювання погіршення якості, а потім застосування оберненого процесу з метою відновлення вихідного зображення. Техніки відновлення базуються на математичних або ймовірнісних моделях обробки зображень. Натомість покращення базується на суб'єктивних людських уподобаннях щодо того, що саме становить «хороший» результат покращення [2].

Відновлення зображення відноситься до класу методів, які мають на меті усунути або зменшити погіршення якості, що відбулися під час отримання цифрового зображення [2].

Відмінності між поліпшенням якості зображення та відновленням зображення.

1. Методи покращення якості зображення – це евристичні процедури, призначені для обробки зображення з метою використання психофізичних особливостей людської системи. Натомість методи відновлення зображення – це, в основному, методи реконструкції, за допомогою яких пошкоджене зображення відтворюється з використанням попередніх знань про явища пошкодження [2].

2. Покращення якості зображення можна реалізувати за допомогою методів просторової та частотної області, тоді як відновлення зображення – за допомогою методів частотної області та алгебраїчних методів [2].

3. Обчислювальна складність покращення зображення є відносно меншою порівняно з обчислювальною складністю відновлення зображення, оскільки алгебраїчні методи вимагають обробки великої кількості систем одночасних рівнянь. Однак за певних умов обчислювальну складність можна зменшити до рівня, необхідного для традиційних методів у частотній області [2].

4. Методи покращення зображення орієнтовані на вирішення конкретних проблем, тоді як методи відновлення зображення є загальними та спрямовані на моделювання погіршення якості та застосування зворотного процесу з метою реконструкції вихідного зображення [2].

5. Маски використовуються в методах просторової області для покращення зображення, але маски не використовуються в методах відновлення зображення [2].

6. Розтягнення контрасту вважається методом покращення зображення, оскільки воно базується на приємних аспектах перегляду, тоді як усунення розмитості зображення шляхом застосування функції зняття розмитості вважається методом відновлення зображення [2].

Типи пошкоджень і спотворень цифрових зображень.

1. Шумом називають випадкові небажані зміни яскравості або кольору пікселів, які з'являються внаслідок роботи сенсорів камери, електронних перешкод, недостатнього освітлення або передачі даних. Шум знижує чіткість зображення та ускладнює аналіз деталей. Кожен тип шуму має власну математичну модель, особливості розподілу інтенсивностей і характерний візуальний прояв [2, 3].

Гауссів шум один із найпоширеніших типів випадкового шуму, значення якого підпорядковуються нормальному (гауссовому) розподілу. Він виникає через теплові процеси в електронних сенсорах камер, роботу матриці або помилки передавання сигналу. Гауссів шум рівномірно накладається на все зображення, спричиняючи випадкові коливання яскравості пікселів. На рис. 1 дрібнозерниста структура, яка рівномірно розподілена по всій поверхні кадру. Контури квадрата та кола залишаються добре помітними, однак межі стають менш чіткими. На гістограмі плавні дзвоноподібні піки.

Шум Релея описується розподілом Релея і використовується для моделювання фізичних процесів у радіолокаційних, ультразвукових та медичних системах візуалізації. Шум має асиметричний розподіл і впливає переважно на світлі ділянки зображення. На рис. 1 шум розподілений нерівномірно, світлі області містять більшу кількість зернистих артефактів. Межі об'єктів залишаються видимими, але текстура стає менш однорідною. Гістограма демонструє асиметричний характер розподілу із поступовим спадом значень.

Гамма-шум базується на гамма-розподілі та застосовується для моделювання процесів у лазерних, радіолокаційних і медичних системах.

Особливістю є нерівномірний розподіл інтенсивностей із переважанням певних діапазонів яскравості. На рис. 1 шум виглядає як неоднорідна зернистість, що помітно впливає на текстуру всіх областей. Гістограма має виражені асиметричні піки та нерівномірний розподіл яскравості.

Експоненціальний шум формується відповідно до експоненціального закону розподілу та використовується для моделювання випадкових процесів у системах передачі сигналів і радарних технологіях, характеризується значною концентрацією малих значень інтенсивності. На рис. 1 сильна зернистість, особливо в темних областях. Шум створює ефект нерівномірної текстури та знижує загальну якість сприйняття об'єктів. Гістограма демонструє різке накопичення значень у лівій частині та поступовий спад вправо.

Рівномірний шум – шум, значення якого однаково ймовірні в заданому діапазоні. Він виникає під час цифрового квантування, округлення сигналів та рівномірно впливає на всі області зображення. На рис. 1 однорідна зернистість без різких перепадів інтенсивності. Всі ділянки кадру зашумлені приблизно однаково. Контури геометричних фігур залишаються помітними, але втрачають плавність. Гістограма має майже прямокутну форму.

Імпульсний шум або інакше «сіль і перець» виникає через раптові помилки передачі даних, дефекти сенсорів або пошкодження цифрового сигналу. Характерною особливістю є поява окремих чорних і білих пікселів, які різко контрастують із сусідніми ділянками. На рис. 1 випадкові білі та чорні точки, розкидані по всьому кадру. Вони значно спотворюють структуру зображення та перекривають дрібні деталі. Гістограма містить різкі піки на крайніх значеннях яскравості біля чорного та білого кольорів.

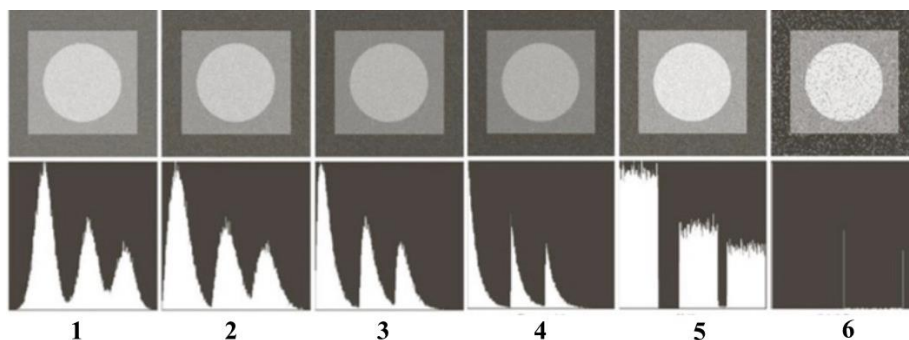


Рисунок 1 – Зображення та гістограми, отримані в результаті додавання 6 типів шумів [3]:
1 – Гауссовий шум; 2- шум Релея; 3 – гамма-шум; 5 – рівномірний шум; 6 – імпульсний шум

2. Розмиття є одним із найпоширеніших спотворень, при якому контури та дрібні деталі втрачають різкість. Основними причинами розмиття зображення є рух камери або об'єкта під час зйомки, неправильне фокусування, оптичні дефекти лінз та несприятливі атмосферні впливи. Серед типів виділяють розмиття через динамічне переміщення, розфокусування та розмиття, яке з'являється внаслідок специфічної фільтрації або природних оптичних процесів згладжування, англійською термінологією визначений як Gaussian Blur.

3. Втрата роздільної здатності виникає при недостатній кількості пікселів для передачі дрібних деталей. Зображення виглядає нечітким або

«пікселізованим». Причини виділяють низьку якість сенсора, сильне масштабування, компресія або обмеження обладнання.

4. Артефакти стиснення з'являються після використання алгоритмів стиснення. Вони проявляються у вигляді блоковості, розмиття меж, втрати текстур, спотворення кольорів. Артефакти виникають через втрату частини інформації під час компресії.

5. Колірні спотворення полягають у неправильному відтворенні кольорів, яскравості або контрасту. Причинами можуть бути некоректний баланс білого, вплив освітлення, дефекти сенсора. Типовими проявами є зміщення кольорової гами, надмірна насиченість, вицвітання та спотворення тіней і світлих ділянок.

6. Геометричні спотворення – це деформації форми або пропорцій об'єктів на зображенні. До них належать викривлення лінз, масштабні деформації, повороти та зміщення. Описані дефекти виникають через особливості оптики або неправильне положення камери.

7. Деградація старих фотографій та відео як тип спотворення зображень характерна для архівних матеріалів та полягає у вицвітанні, пожовтінні, тріщинах на певних ділянках зображення, плямах, хімічних пошкодженнях та зернистості плівки. Дані дефекти потребують комплексної цифрової реставрації та реконструкції.

2 Методологічні засади застосування нейромережових методів обробки зображень та експериментальні складові дослідження

Особливості обробки візуальних даних у системах штучного інтелекту (надалі – ШІ) полягають у використанні спеціалізованих алгоритмів, математичних моделей та нейронних мереж для автоматизованого аналізу, інтерпретації, класифікації, реконструкції та генерації зображень і відео. Візуальні дані у системах ШІ представлені у вигляді цифрових зображень, відеопотоків, тривимірних моделей або послідовностей кадрів, що складаються з пікселів та числових характеристик.

Однією з особливостей є автоматичне виділення ознак. У класичних системах ознаки задавалися вручну, наприклад контури, кути або текстури. У системах штучного інтелекту, особливо в глибоких нейронних мережах, ознаки формуються автоматично в процесі навчання моделі. Система самостійно визначає важливі характеристики об'єктів, форм, текстур, кольорів та просторових залежностей.

Ще однією характерною рисою є висока обчислювальна складність обробки зображень. Візуальні дані містять велику кількість параметрів, тому для роботи систем штучного інтелекту використовуються графічні процесори, тензорні процесори, паралельні обчислення, хмарні обчислювальні платформи.

У системах штучного інтелекту широко застосовується навчання на великих наборах даних. Якість і різноманітність тренувальних зображень безпосередньо впливають на точність моделі. Для цього використовуються великі набори даних, що містять мільйони зображень із різними об'єктами, умовами освітлення, ракурсами та рівнями шуму.

Особливого значення набуває аугментація даних, тобто штучне розширення набору даних шляхом поворотів, масштабування, зміни яскравості, дзеркального відображення, додавання шуму, аби підвищити стійкість моделей до варіацій візуальної інформації.

Особливістю ШІ-систем є також здатність виконувати семантичний аналіз зображень, тобто не лише розпізнавати форми, а й інтерпретувати зміст сцени. Задана особливість реалізується у задачах класифікації об'єктів, сегментації, розпізнавання обличчя, автономного керування транспортом та інших. На відміну від класичних алгоритмів, моделі ШІ здатні враховувати контекст зображення, прогнозувати відсутню інформацію на основі навчених закономірностей.

2.1 Заповнення пошкоджених або відсутніх ділянок.

Принцип полягає в тому, щоб отримати зображення пошкодженої або зіпсованої ділянки та спробувати використати збережену інформацію з відомих ділянок пошкодженого зображення для відновлення пошкодженої ділянки. Методи цифрового відновлення зображень можна розділити на дві основні категорії: традиційні методи відновлення зображень та методи відновлення зображень на основі глибокого навчання [4].

Одним із базових підходів до заповнення пошкоджених областей є контекстне відновлення, принцип якого полягає у використанні інформації з навколишніх ділянок зображення для реконструкції відсутнього фрагмента. Алгоритм аналізує текстури, кольори, структури, контури та просторові закономірності сусідніх областей, після чого прогнозує найбільш імовірний зміст пошкодженої частини. Контекстне відновлення базується на припущенні, що візуальна інформація у зображенні має певну локальну та глобальну узгодженість, тому відсутні області можуть бути відновлені на основі вже наявних даних.

Процес відновлення зображення полягає в наступному: (1) Введення маскованого зображення та доповнювального зображення (масковане зображення та доповнювальне зображення є реальним зображенням); (2) Дві витягнуті характеристики зображення були об'єднані та введені у генератори; (3) Зображення, реконструйоване генератором, та реальне зображення вводяться в дискримінатор; (4) Згенероване зображення, об'єднане з реальним зображенням вводяться в дискримінатор; (5) Дискримінатори видають результати та передають назад до кодера, генератора та дискримінатора для оновлення параметрів мережі та навчання мережі [4].

Нейромережеві методи генерації відсутніх фрагментів активно використовуються у цифровій реставрації старих фотографій, відновленні відео, видаленні небажаних об'єктів, реконструкції пошкоджених документів, покращенні медичних зображень та створенні візуального контенту. Водночас такі системи потребують значних обчислювальних ресурсів, великих навчальних вибірок і можуть створювати артефакти або помилкові реконструкції у випадку недостатньої кількості контекстної інформації.

Remini AI – платформа на основі штучного інтелекту для відновлення та реконструкції пошкоджених або низькоякісних зображень. У системі використовуються нейромереві алгоритми глибокого навчання, які автоматично аналізують структуру фотографії та відновлюють втрачені деталі обличчя, текстур і контурів. Remini AI здатний усувати дефекти старих фотографій, заповнювати пошкоджені області, підвищувати різкість і покращувати загальну якість зображення. Особливо ефективним сервіс є при реставрації архівних портретів і фотографій із низькою роздільною здатністю, оскільки система використовує генеративні моделі для реконструкції відсутніх фрагментів та відтворення природних деталей. Завдяки автоматизованому аналізу контексту зображення сервіс забезпечує швидке та реалістичне цифрове відновлення візуального контенту [11].

Результати дослідження. На основі рис. 2 аналіз результатів відновлення фотографії за допомогою сервісу Remini AI демонструє значний прогрес у роботі з пошкодженими архівами, де штучний інтелект успішно нівелював фізичні дефекти, такі як білі плями, глибокі подряпини та обірвані краї, замінивши їх логічно добудованими текстурами та м'яким градієнтним фоном.



Рисунок 2 – Початкове зображення та результат реставрації

У процесі реставрації алгоритм використав нейронні мережі для генерації високої деталізації, фактично «домисливши» відсутні елементи, чіткий контур зіниць, вії, текстуру шкіри та окремі пасма волосся, що перетворило зернисте зображення на чистий портрет. Квітковий принт сукні інтерпретований як флористичні елементи, підвищило загальну контрастність, хоча ШІ діяв за принципом «галюцинації» деталей, роблячи риси обличчя більш симетричними та ідеальними.

2.2 Усунення розмиття.

Розмиття цифрових зображень є одним із найпоширеніших типів деградації візуальної інформації, який призводить до втрати чіткості контурів, дрібних деталей та текстур. У результаті розмиття зображення стає менш

інформативним, що ускладнює його подальший аналіз, розпізнавання об'єктів та автоматизовану обробку.

Цифрові зображення часто мають розмитість у вигляді розмитості від руху, гауссової розмитості та середньої розмитості. Розмиття від руху виникає внаслідок відносного руху між системою зйомки та зображенням, і його відновлення вимагає оцінки траєкторії руху. Гауссове розмиття передбачає застосування математичної функції до зображення для створення розмиття. Гауссове розмиття здебільшого застосовується для зменшення шуму та деталей шляхом об'єднання пікселів. Середнє розмиття виникає внаслідок набору пікселів, що дорівнюють значенню середнього пікселя в певному блоковому оточенні [5].

Основу методів відновлення різкості складають згорткові нейронні мережі, які навчаються на великих наборах чітких та розмитих зображень. У процесі навчання мережа формує здатність визначати закономірності деградації та відновлювати текстури, контури й високочастотні компоненти зображення. Ефективно усувають локальні дефекти та покращують деталізацію навіть у випадках складного розмиття.

Для задач деблюрингу активно застосовуються автоенкодері, які стискають візуальну інформацію у приховане представлення, а потім реконструюють зображення з покращеною різкістю. Такі моделі дозволяють усувати шум і відновлювати структурні особливості сцени. Високу ефективність демонструють генеративно-змагальні мережі, у яких генератор створює відновлене зображення, а дискримінатор оцінює його реалістичність. У результаті модель навчається формувати природні текстури та деталізовані контури, максимально наближені до оригіналу.

Нейромереві методи відновлення різкості активно використовуються у цифровій фотографії, мобільних камерах, системах відеоспостереження, супутниковій зйомці, кінематографії та реставрації архівних матеріалів. Вони дозволяють автоматизувати процес покращення якості зображень та значно перевершують класичні алгоритми за точністю й адаптивністю. Водночас такі методи потребують великих обчислювальних ресурсів, значних обсягів навчальних даних і можуть створювати артефакти або штучні деталі у випадку недостатньої інформації.

Результати дослідження. На рис. 3 обробка виконана моделлю Gemini 3 Flash (із застосуванням інструменту Nano Banana 2), яка є передовим генеративним ШІ, здатним до реконструкції візуальних даних. У процесі усунення розмиття нейромережа підвищила різкість, провела інтелектуальний аналіз сцени, розпізнала складну геометрію металевої скульптури, ажурні візерунки золотистих пелюсток лотоса та динаміку води, фактично відновивши втрачену інформацію на основі контексту. Порівнюючи стан «до» та «після», можна побачити різку трансформацію – відсутній ефект змазування змінився на високу деталізацію, де кожне пасмо волосся скульптури, дрібна перфорація металу та окремі краплі фонтану стали чіткими та контрастними. ШІ розділив плани, повернувши глибину

задньому фоні з деревами та прозорість воді, при цьому повністю зберігши оригінальну композицію, колірну гаму та художню суть знімка, що робить результат максимально реалістичним і позбавленим артефактів обробки [12].



Рисунок 3 – Початкове зображення та результат усунення розмиття

2.3 Видалення шуму.

Системи ШІ для видалення шуму – це напрямок у цифровій обробці зображень, який використовує нейронні мережі та алгоритми машинного навчання для автоматичного усунення шумів із зображень і відновлення їх чистоти, чіткості та структурної інформації. Основна мета полягає не лише у зменшенні шуму, а й у збереженні важливих деталей, текстур і контурів, які втрачаються при застосуванні класичних фільтрів.

Моделі ШІ навчаються структурі чистих художніх зображень та статистичним характеристикам різних типів шуму, завдяки чому можуть краще розрізняти значущі деталі та шум. Багатомасштабні екстрактори ознак, механізм уваги, навчання з урахуванням перцепційних втрат та суперечливе навчання дозволяють зберегти найдрібніші художні деталі, такі як градієнти текстури, тональні зміни та стилістичні особливості, які класичні засоби шумозаглушення, як правило, розмивають. Важливо, що такі моделі ШІ можуть адаптуватися до різних художніх стилів, що стає можливим завдяки навчанню на відібраних наборах даних, що включають художню фотографію, цифрові портрети, стилізовані зображення, і відтворення сканованих фотоплівок [6].

Системи ШІ для видалення шуму широко застосовується у цифровій фотографії, мобільних камерах, відеоспостереженні, медицині, наприклад, МРТ та КТ-зображення, супутниковій зйомці, астрономії та кінематографії, де якісне шумозаглушення є критично важливим для точного аналізу та інтерпретації візуальних даних. Водночас ці системи мають певні обмеження. Вони потребують великих навчальних наборів даних, значних обчислювальних ресурсів і можуть іноді «переочищати» зображення, втрачаючи дрібні деталі або створюючи штучні артефакти.

Результати дослідження. Інструмент усунення шуму від Topaz Labs (зокрема актуальна модель Denoise Max 2026 року) представляє передове рішення на базі глибокого навчання, яке кардинально відрізняється від традиційних фільтрів розмиття. Замість простого згладжування пікселів, ШІ

аналізує мільйони пар зображень, щоб навчитися відрізняти випадковий цифровий шум від реальних деталей, таких як текстура шкіри, шерсть тварин або архітектурні елементи. Завдяки новій технології NeuroStream, модель здатна виконувати складні обчислення локально на комп'ютері користувача, ефективно видаляючи кольоровий та яскравіший шум навіть на знімках з екстремально високим ISO, при цьому не просто зберігаючи, а інтелектуально відновлюючи чіткість контурів, що робить цей інструмент незамінним для нічної та репортажної зйомки [13].

Аналіз роботи сервісу Toraz Labs на прикладі рис. 4 порівняння «до» та «після» демонструє ефективність інтелектуального видалення шуму. Нейромережа не просто розмиває дефекти, а реконструює структуру зображення, виокремлюючи корисний сигнал із цифрового хаосу. На початковому етапі знімок характеризується вираженою зернистістю та мікрошумами, які помітні на текстурі светра та контурах обличчя, створюючи ефект нечіткості. Після обробки алгоритмом інтелектуального шумозаглушення спостерігається повне очищення фону та поверхонь при одночасному посиленні мікροконтрасту в'язка одягу стає структурно виразною, погляд – чіткішим, а переходи світлотіні набувають плавності без втрати автентичності кадру. Підхід дозволяє уникнути характерного для традиційних методів ефекту «пластикової шкіри», зберігаючи елементи, що робить підсумковий результат значно якіснішим і придатним для професійного використання чи друку у великому форматі [13].



Рисунок 4 – Початкове зображення та результат видалення шуму

2.4 HDR-реконструкція зображень.

HDR-реконструкція зображень є напрямом цифрової обробки візуальної інформації, що спрямований на розширення динамічного діапазону яскравості та відновлення деталей у сценах із високим контрастом.

Завдання відтворення зображень із високим динамічним діапазоном із динамічних сцен полягає в об'єднанні декількох зображень із низьким динамічним діапазоном із різною експозицією для створення зображення з ширшим динамічним діапазоном та покращеною деталізацією. Однак наявність рухомих об'єктів у динамічних сценах часто призводить до появи артефактів, відомих як «привиди». Як наслідок, науковцями запропоновано алгоритми усунення «привидів» у HDR-зображеннях для забезпечення створення високоякісних HDR-зображень. Методи реконструкції HDR динамічних сцен

можна розділити на три групи: традиційні методи, методи на основі глибоких нейронних мереж (надалі – CNN) та підходи, що використовують архітектури CNN-Transformer [7].

Kalantari та ін. [8] стали піонерами у використанні методів глибокого навчання для реконструкції HDR-зображень динамічних сцен. Спочатку їх метод використовує алгоритм оптичного потоку для вирівнювання вхідних зображень з багаторазовою експозицією, а потім застосовує підхід на основі CNN для об'єднання вирівняних LDR-зображень у HDR-представлення.

Відновлення деталей у світлих і темних областях є ключовою задачею HDR-обробки. У світлих ділянках часто виникає ефект пересвічення, коли інформація про текстури та межі об'єктів повністю втрачається через насичення сенсора. У темних областях навпаки спостерігається недостатня освітленість, що призводить до приховання дрібних деталей та злиття об'єктів із фоном. Завданням HDR-реконструкції є відновлення втраченої інформації шляхом оцінювання реального рівня яскравості сцени та корекції експозиції.

Нейромереві методи HDR-реконструкції застосовуються у цифровій фотографії, кінематографії, мобільних камерах, автономних системах, медичній візуалізації та супутниковій зйомці. Вони забезпечують значне покращення якості зображень у складних умовах освітлення та дозволяють отримувати більш інформативні та візуально природні результати.

Водночас мають обмеження, зокрема високу обчислювальну складність, залежність від якості навчальних даних та є слід виключати ризик появи штучних артефактів або неприродного освітлення при некоректному навчанні моделі.

Результати дослідження. Як показано на рис. 5, коли зображення містять значну кількість переекспонованих світлих ділянок та недоекспонованих темних ділянок (таких як полум'я та деталі обличчя в темних ділянках), HDR-зображення, відтворені методами на основі нейронних мереж, зазвичай втрачають високочастотні деталі та виглядають розмитими. Натомість метод на основі моделі CNN-Transformer демонструє кращі результати, дозволяє відтворити більш насичені деталі, такі як полум'я в області червоного прямокутника та деталі обличчя в області зеленого прямокутника [14, 15].

2.5 Колоризація чорно-білих зображень.

Колоризація чорно-білих зображень є напрямом цифрової обробки та реконструкції візуального контенту, що передбачає автоматичне або напівавтоматичне додавання кольорової інформації до монохромних зображень. Основною метою є відтворення реалістичного кольорового вигляду сцен, які були зафіксовані без кольору, з урахуванням контексту об'єктів, матеріалів, освітлення та семантики сцени. Колоризація широко застосовується у реставрації архівних і історичних фотографій, кіноматеріалів, музейних колекцій та культурної спадщини.

Автоматичне відновлення кольорової інформації базується на аналізі структурних і текстурних характеристик чорно-білого зображення та

прогнозуванні відповідних кольорових значень для кожного пікселя. Оскільки вхідне зображення містить лише інформацію про яскравість, задача колоризації є типовою оберненою задачею, де необхідно відновити відсутню інформацію про колір на основі статистичних закономірностей і контексту сцени.

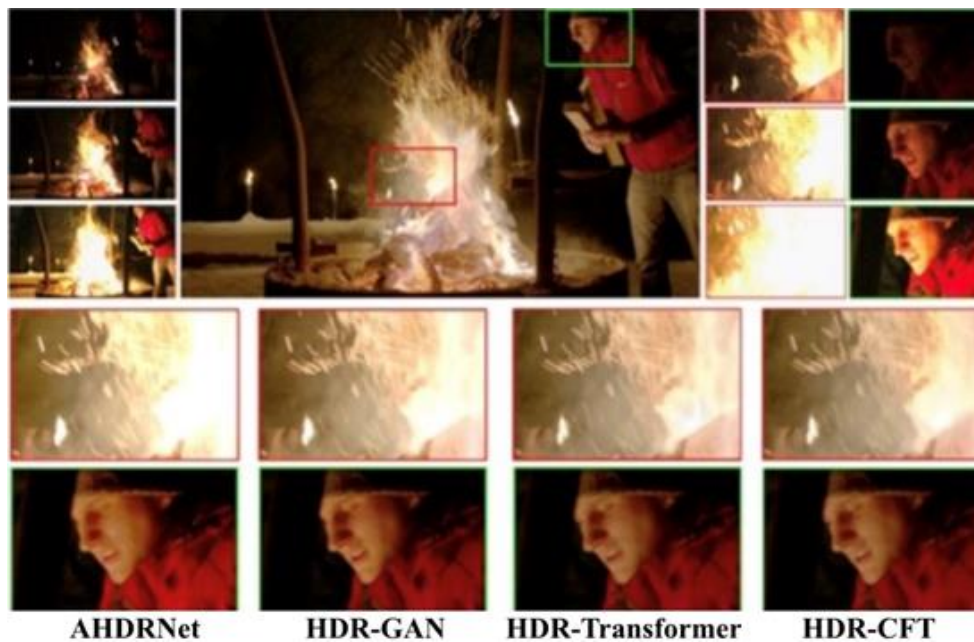


Рисунок 5 – Візуальне порівняння з іншими методами на тестовому наборі даних [16]

Сучасні нейромережеві методи колоризації архівних та історичних фотографій базуються на глибокому навчанні, моделі навчаються на великих наборах кольорових зображень, які автоматично перетворюються у чорно-білий формат для навчання. У процесі навчання мережа вивчає відповідність між структурою сцени та типовими кольорами об'єктів для відновлення кольорової інформації. Генеративно-змагальні мережі здатні створювати більш реалістичні та природні кольори. Генератор формує кольорове зображення, а дискримінатор оцінює правдоподібність, що стимулює модель до створення візуально узгоджених результатів. Завдяки цьому зменшується ефект «штучних» або неприродних кольорів, який виникав у ранніх алгоритмах.

Важливим компонентом є семантичний аналіз об'єктів, який дозволяє враховувати зміст сцени під час відтворення кольорів. Системи ШІ не лише аналізують піксельні значення, а й визначають, які об'єкти присутні на зображенні, наприклад, небо, рослинність, шкіра людини, будівлі чи транспорт. Відповідно застосовує типові кольорові шаблони, небо має відтінки синього, рослинність – зеленого, а шкіра людини – природні тілесні тони.

Нейромережеві методи колоризації активно застосовуються для відновлення історичних фотографій, архівних документів, кіноплівки, у сфері медіавиробництва та цифрової реставрації культурної спадщини. Вони дозволяють не лише покращити візуальне сприйняття старих матеріалів, а й зробити їх більш зрозумілими для сучасного глядача.

Незважаючи на свою новизну, колоризація зображень за допомогою методів глибокого навчання, пов'язаних зі ШІ, може бути складним завданням.

Важко успішно зберегти ідентичність та позу об'єкта на оригінальній фотографії, не видаляючи численні артефакти, які можуть спостерігатися або бути суттєвими на старовинних чорно-білих фотографіях низької якості. Невдала колоризація зображення за допомогою глибокого навчання може створити хибне враження про об'єкти зйомки та, що ще важливіше, передати значну дезінформацію щодо особистих та естетичних характеристик об'єкта на зображенні [9].

Результати дослідження. DeepAI – багатофункціональна платформа на основі ШІ, яка спеціалізується на демократизації складних алгоритмів машинного навчання через прості у використанні програмні інтерфейси та веб-інструменти. Сервіс пропонує широкий спектр можливостей від генерації унікальних зображень за текстовим описом та редагування фотографій до обробки природної мови та розпізнавання складних візуальних патернів. Архітектура базується на поєднанні генеративно-змагальних мереж та глибоких згорткових нейромереж, тому система не просто формально обробляє дані, а «розуміє» контекст пікселів, завдяки чому інструменти на кшталт колоризації або стилізації художніх образів виглядають цілісно та природно. Платформа орієнтована як на розробників, що інтегрують ШІ у продукти, так і на звичайних користувачів, надаючи швидкий доступ до технологій майбутнього без необхідності володіти глибокими технічними знаннями чи потужним апаратним забезпеченням [17].

Аналіз роботи Deep AI на прикладі рис. 6 у контексті колоризації архівного знімка демонструє роботу нейронних мереж, що базуються на розпізнаванні об'єктів для відтворення логічної колірної гами, де чорно-білий оригінал трансформується у повноколірну сцену завдяки сегментації зображення. На етапі «до» класична монохромна фотографія з високим рівнем шуму та втраченою насиченістю, тоді як на етапі «після» ШІ успішно ідентифікував природні та архітектурні елементи, надавши деревам органічного зеленого відтінку, небу – м'якої блакиті, а цегляним будинкам – характерних теракотових пісочних тонів.



Рисунок 6 – Початкове зображення та результат колоризації

Хоча модель демонструє високу точність у відтворенні загальної атмосфери сонячного дня, аналіз деталей виявляє певні особливості алгоритмів колоризації, такі як нерівномірне накладання кольору на дрібних об'єктах (наприклад, на людях або тролейбусі) та появу легких фіолетових артефактів на

бруківці в тіні, що є типовим для автоматизованих систем, які намагаються інтерпретувати складні світлотіньові переходи. В цілому, результат колоризації суттєво підвищує візуальну доступність історичного кадру, додаючи йому глибини та реалістичності за рахунок відновлення спектральних характеристик об'єктів, які раніше були приховані в градаціях сірого [17].

2.6 Нейромережеве збільшення роздільної здатності.

Інтелектуальне збільшення роздільної здатності зображень – це класична задача в галузі комп'ютерних наук, що передбачає покращення візуальної якості зображень за допомогою алгоритмів штучного інтелекту. На відміну від традиційного масштабування, при якому нові пікселі створюються шляхом математичної інтерполяції, сучасні системи використовують нейронні мережі для інтелектуального відновлення деталей, текстур і контурів. Метою є не лише збільшення розміру зображення, а й реконструкція втраченої високочастотної інформації, яка відсутня у низькороздільному оригіналі.

Інтелектуальне масштабування зображень базується на аналізі структури сцени, текстур, геометричних форм та закономірностей розташування пікселів. Під час роботи система штучного інтелекту прогнозує, якими повинні бути відсутні деталі після збільшення зображення. Це дозволяє уникнути типових дефектів традиційного масштабування, таких як пікселізація, розмиття контурів або втрата чіткості. Незважаючи на наявність багатьох поширених методів підвищення роздільної здатності зображень, найбільш застосованим є нейронні мережі, а саме клас глибоких штучних нейронних мереж. Останнім часом CNN набули популярності завдяки високій ефективності у вирішенні завдань класифікації зображень. Серед кількох причин її успіху: 1) успіх у впровадженні та навчанні на сучасних потужних графічних процесорах; 2) швидкість та якість; 3) наявність великої кількості даних, готових для навчання великих і складних моделей, робить CNN дуже привабливою для завдань, пов'язаних із зображеннями.

Особливо високу якість демонструють генеративно-змагальні мережі, які здатні генерувати нові текстури та візуальні деталі. У системах генератор створює збільшене зображення, а дискримінатор оцінює реалістичність. Завдяки цьому генеративно-змагальні мережі формують більш природні текстури, чіткі контури та реалістичні дрібні елементи, що робить результати максимально наближеними до оригінальної високоякісної фотографії.

Нейромережеве покращення якості контенту включає не лише збільшення роздільної здатності, а й реконструкцію зображення. Системи ШІ можуть одночасно видаляти шуми, усувати артефакти стиснення, підвищувати різкість, відновлювати текстури, покращувати контрастність, реконструювати пошкоджені ділянки. Завдяки здатні значно покращувати якість старих фотографій, архівних відео, цифрових зображень низької якості та контенту, отриманого з мобільних пристроїв або систем відеоспостереження.

Водночас нейромережеві методи мають певні обмеження. Вони потребують значних обчислювальних ресурсів, великих наборів навчальних даних і можуть

створювати штучні текстури або артефакти у випадках недостатньої інформації у вихідному зображенні. Крім того, згенеровані деталізації не завжди відповідають реальному вигляду оригінальної сцени, оскільки система прогнозує відсутні елементи на основі статистичних закономірностей.

Результати дослідження. Upscale.media – сучасний інструмент на основі ШІ, призначений для поліпшення якості цифрових зображень шляхом інтелектуального масштабування та реконструкції деталей. У процесі обробки система використовує алгоритми глибокого навчання для аналізу структури зображення, відновлення втрачених текстур, підвищення різкості контурів і зменшення артефактів, які виникають при збільшенні роздільної здатності традиційними методами [18].

На відміну від стандартної інтерполяції, що розтягує пікселі, Upscale.media здійснює семантичний аналіз візуального контенту, завдяки чому зображення після масштабування зберігає природний вигляд і деталізацію. Сервіс підтримує автоматичне усунення шумів, покращення кольорової гами та оптимізацію якості фотографій низької роздільної здатності [18].

На рис. 7 продемонстрована робота сервісу Upscale.media, простежується покращення візуальної якості після застосування алгоритмів інтелектуального масштабування.

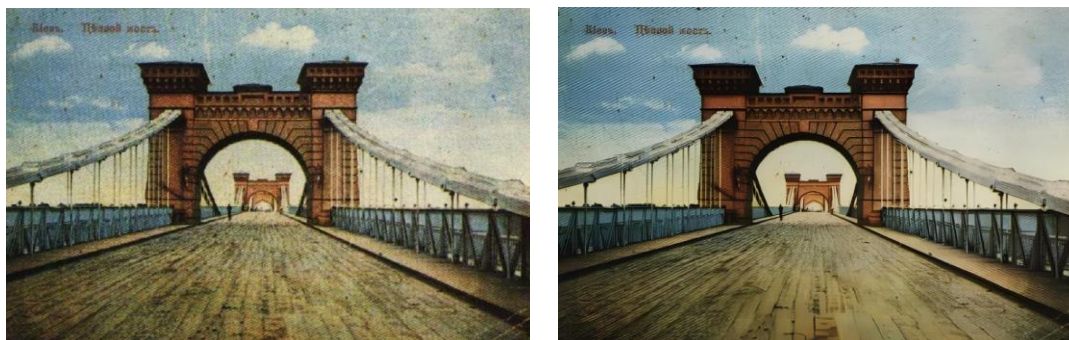


Рисунок 7 – Початкове зображення та результат збільшення роздільної здатності

У вихідному зображенні (ліворуч) характерні дефекти старих цифрових копій, низька деталізація, розмитість контурів, зернистість, недостатня чіткість текстур дерев'яного покриття мосту та архітектурних елементів конструкції. Після обробки (праворуч) нейромережева система виконала реконструкцію дрібних деталей і підвищила локальну різкість зображення, чіткішими стали лінії мостових тросів, фактура дерев'яного настилу, контури цегляної арки та декоративних елементів споруди. Одночасно спостерігається зменшення шумів і вирівнювання кольорових переходів, завдяки чому небо, хмари та тіні набули більш природного вигляду. Алгоритм покращив сприйняття глибини перспективи, зробивши центральну композицію візуально виразнішою. Важливо, що сервіс не лише збільшив роздільну здатність, а й здійснив інтелектуальне відновлення текстур і структурних елементів, що є характерною перевагою сучасних ШІ-моделей над класичними методами масштабування зображень [18].

Висновки

У результаті проведеного дослідження теоретично обґрунтовано та експериментально підтверджено високу ефективність нейромережових методів у задачах реконструкції, відновлення та покращення цифрових зображень. Аналіз підходів до обробки візуальних даних засвідчив, що впровадження систем на основі ШІ стало якісно новим етапом розвитку мультимедійних технологій, оскільки нейронні мережі здатні не лише усувати дефекти зображень, а й здійснювати інтелектуальне прогнозування та реконструкцію втраченої інформації на основі контекстного аналізу сцени.

Сформовано понятійно-категоріальний апарат та визначено відмінності між процесами реконструкції, відновлення й покращення зображень.

Встановлено, що нейромережові методи демонструють найбільшу ефективність при роботі зі складними типами деградацій, серед яких шум, розмиття, втрата роздільної здатності, артефакти стиснення, колірні та геометричні спотворення та пошкодження архівних фотографій. На відміну від класичних алгоритмів цифрової обробки, генеративні моделі враховують семантичні зв'язки між об'єктами сцени, формують ознаки зображення та реконструюють деталі, що були відсутні у вихідних даних. Доведено, що використання глибоких нейронних мереж, генеративно-змагальних архітектур, і гібридних моделей забезпечує значно вищий рівень деталізації, реалістичності та візуальної узгодженості результатів порівняно з традиційними методами фільтрації та інтерполяції.

Результати експериментальної частини дослідження підтвердили високу результативність нейромережових сервісів у задачах реставрації зображень, шумозаглушення та усунення розмиття. У процесі реставрації пошкоджених фото встановлено, що системи генеративного ШІ здатні ефективно відновлювати відсутні фрагменти, реконструювати текстури, контури та дрібні структурні елементи за наявності значних фізичних пошкоджень зображення. Особливо важливим є те, що алгоритми не лише маскують дефекти, а формують нові візуальні елементи на основі аналізу контексту та статистичних закономірностей.

Дослідження методів усунення розмиття засвідчило, що нейромережові моделі здатні ефективно усувати динамічне та гауссове розмиття, відновлюючи чіткість контурів і текстур без суттєвої втрати деталей. Аналіз систем шумозаглушення показав, що моделі ШІ перевершують класичні фільтри завдяки здатності відокремлювати корисний сигнал від цифрового шуму зі збереженням дрібних текстур, тональних переходів і природної структури зображення.

Окрему увагу приділено HDR-реконструкції та колоризації чорно-білих фотографій. Встановлено, що використання гібридних архітектур дозволяє ефективніше відновлювати деталі у світлих і темних ділянках сцени, мінімізуючи появу артефактів та ефекту «привидів» у динамічних HDR-зображеннях. Порівняльний аналіз показав, що сучасні моделі забезпечують значно вищу якість реконструкції високочастотних деталей порівняно з традиційними підходами. У

задачах колоризації встановлено, що нейромережеві системи здатні виконувати семантичний аналіз сцени та автоматично відновлювати логічну кольорову гаму об'єктів. Водночас були виявлені певні обмеження автоматизованої колоризації, пов'язані із ризиком появи неприродних кольорів, артефактів та потенційного викривлення історичної достовірності архівних матеріалів.

Використання нейромереж для збільшення роздільної здатності та інтелектуального масштабування зображень дозволяє досягти вищої якості результатів, ніж застосування традиційних алгоритмів інтерполяції. Системи на основі ШІ забезпечують не лише збільшення кількості пікселів, а й реконструкцію текстур, контурів і структурних особливостей сцени. Встановлено, що алгоритми здатні усувати шум, покращувати локальний контраст і відновлювати деталізацію навіть у випадках значної втрати роздільної здатності. При цьому результати характеризуються більш природним виглядом та меншою кількістю цифрових спотворень порівняно з класичними методами масштабування.

Згорткові нейронні мережі демонструють високу ефективність у задачах локальної реконструкції та аналізу текстур, однак мають обмеження у врахуванні глобального контексту сцени. Генеративно-змагальні мережі забезпечують більш реалістичне відтворення деталей і текстур, проте можуть створювати штучні елементи або так звані «галюцинації» даних. Найбільш перспективними визначено гібридні моделі, які поєднують переваги локального аналізу текстур та глобального контекстного моделювання, забезпечуючи високу якість реконструкції при роботі зі складними сценами.

Практичне значення даного дослідження полягає у можливості широкого використання нейромережевих методів у мультимедійних системах, цифровій фотографії, кінематографії, відеоспостереженні, медичній візуалізації, супутниковій зйомці, системах безпеки та цифровій реставрації культурної спадщини.

Водночас результати дослідження засвідчили, що нейромережеві методи мають обмеження, серед яких висока обчислювальна складність, потреба у великих наборах навчальних даних, залежність від якості тренувальних вибірок та ризик генерації недостовірних деталей. У зв'язку з цим подальший розвиток технологій реконструкції зображень повинен бути спрямований на підвищення енергоефективності моделей, зменшення кількості артефактів, удосконалення механізмів контролю достовірності реконструйованих даних та створення більш адаптивних архітектур, здатних працювати з різними типами візуальної деградації. Перспективними напрямками подальших досліджень є інтеграція мультимодальних моделей ШІ, розвиток дифузійних архітектур, використання самонавчальних систем та поєднання нейромережевих підходів із методами комп'ютерного зору та фізично обґрунтованого моделювання зображень.

Список літератури.

1. Miao Chu, Peng Wu, Guanyu Li, Wei Yang, Juan Luis Gutiérrez-Chico, Shengxian Tu (2023). Advances in Diagnosis, Therapy, and Prognosis of Coronary Artery Disease Powered by Deep Learning Algorithms. *JACC: Asia*, 3(1), 1-14 <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772374722004008>.

2. Chakole, V.V. (n. d.). Image restoration and reconstruction. Elective – I: Digital Image Processing. https://kdkce.edu.in/writereaddata/fckimagefile/DIP%20Unit%206%20Vijay%20Chakole_1.pdf.
3. Özcan, C. (n. d.). Image Restoration and Reconstruction. <https://canerozcan.net/files/CPE409/Part6.pdf>.
4. Zhao, Li, & Zhao, Ruixia. (2020). Image Inpainting Research Based on Deep Learning. *International Journal of Advanced Network Monitoring and Controls*, 5(2), 23-30. https://www.researchgate.net/publication/344005062_Image_Inpainting_Research_Based_on_Deep_Learning.
5. Zhiyi, Yu (2023). Image deblurring: comparison and analysis. *Journal of Physics Conference Series* 2634(1), 012034 https://www.researchgate.net/publication/375783346_Image_deblurring_comparison_and_analysis.
6. Aulakh, D., Piakaray, D., Singh, P, & Barde, S.S. (2025). AI-based noise reduction in artistic photography. *Journal of Visual and Performing Arts*, 6(4s), 309-319. https://www.researchgate.net/publication/399144295_AI-BASED_NOISE_REDUCTION_IN_ARTISTIC_PHOTOGRAPHY.
7. Bai, B., & Wang, Y. (2024). High Dynamic Range Image Reconstruction of Dynamic Scenes via Hybrid CNN and Flatten-Transformer Info & Claims. 7th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition. (p. 409-415). <https://doi.org/10.1145/3703935.3703954>.
8. Kalantari, N.K., & Ramamoorthi, R. (2017). Deep high dynamic range imaging of dynamic scenes [J/OL]. *ACM Transactions on Graphics*, 36(4), 144:1-144:12. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3072959.3073609>.
9. Delight, Sigauke. (2023). Using artificial intelligence (ai) powered web-based tools for the colorization of monochrome archival images National University of Science and Technology https://www.researchgate.net/publication/374195080_Using_artificial_intelligence_ai_powered_web-based_tools_for_the_colorization_of_monochrome_archival_images.
10. Zongxi, Cheng. (2023). Research on Image Up-scaling and Super-resolution Based on Convolutional Neural Network. *Science Engineering and Technology* 72:1258-1263 https://www.researchgate.net/publication/377790435_Research_on_Image_Up-scaling_and_Super-resolution_Based_on_Convolutional_Neural_Network.
11. Remini. (n.d.). Remini – AI Photo Enhancer. <https://remini.ai/>.
12. Google. (2026). Gemini 3 Flash (Nano Banana 2 version) [Large language model]. <https://gemini.google.com/>.
13. Topaz Labs. (2026). Topaz Photo AI (Denoise Max model) [Computer software]. <https://www.topazlabs.com/>.
14. Liu, Z, Wang, Y, Zeng, B, et al (2022). Ghost-free High Dynamic Range Imaging with Context-aware Transformer. <http://arxiv.org/abs/2208.05114>.
15. Bai, B.D, & Fan, J.L. (2015). Minimum bracketing exposure method for high dynamic range imaging. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 20(5), 43-47. <http://arxiv.org/abs/2208.05114>.
16. Pérez-Pellitero, E, Catley-Chandar, S, Shaw, R, et al. (2022). NTIRE 2022 Challenge on High Dynamic Range Imaging: Methods and Results. <http://arxiv.org/abs/2205.12633>.
17. DeepAI. (n. d.). Image Colorizer. <https://deepai.org/machine-learning-model/colorizer>.
18. Shopsense Retail Technologies. (n. d.). Upscale.media. <https://www.upscale.media/>.
19. Інтересний Київ. (б. д.). Старий Київ. <https://www.interesniy.kiev.ua/category/fotogallereya/staryiy-kiyv/>.
20. Бобарчук, О.А., & Злотківська, Т.В. (2025). Використання штучного інтелекту для реставрації пошкоджених зображень та історичних фото. *Політ. Сучасні проблеми науки. Архітектура. Будівництво. Дизайн.* (с .158-160). <https://er.nau.edu.ua/handle/NAU/67444>.
21. Бобарчук, О.А., & Злотківська, Т.В. (2024). Інноваційні можливості розвитку штучного інтелекту за допомогою мультимодального підходу. *Наука, технологія, інновації*, 4(32), 134-141. <http://doi.org/10.35668/2520-6524-2024-4-15>.