

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем  
(повна назва)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

### Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів інтелектуальної обробки зображень та їх  
використання в системах опрацювання графічної інформації

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання, групи ІУСТМ-24-1  
Артющенко Кирило Анатолійович  
(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі  
системи та технології  
(повна назва освітньої програми)

Керівник зав. каф. ІУС Костянтин ПЕТРОВ  
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ІУС



(підпис)

Костянтин ПЕТРОВ

(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук

Кафедра Інформаційних управляючих систем


Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна  
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології  
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри   
(підпис)

“ 24 ” листопада 2025 р.

**ЗАВДАННЯ**

**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві Артющенку Кирилу Анатолійовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів інтелектуальної обробки зображень та їх використання в системах опрацювання графічної інформації

затверджена наказом по університету від “ 24 ” листопада 2025 р. № 1055Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії “ 19 ” грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи науково-технічні публікації та інтернет-джерела з тематики інтелектуальної обробки зображень, нормативна документація та стандарти у сфері комп'ютерного зору, матеріали передатестаційної практики, програмні засоби та сервіси для опрацювання та трансформації графічної інформації

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі аналіз предметної області, аналіз існуючих методів та підходів, аналіз проблем застосування методів у системах опрацювання графічної інформації, постановка задачі дослідження, дослідження та порівняння вибраних методів обробки зображень, формування критеріїв оцінювання якості результатів, визначення напрямів удосконалення та вибір підходів для розробки, розробка методу інтелектуальної обробки зображень, експериментальна перевірка працездатності запропонованого методу та аналіз отриманих результатів

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної області	24.11.2025 – 25.11.2025	Виконано
2	Аналіз існуючих методів та підходів обробки зображень	26.11.2025 – 27.11.2025	Виконано
3	Аналіз проблем застосування методів інтелектуальної обробки зображень у системах опрацювання графічної інформації	28.11.2025 – 29.11.2025	Виконано
4	Постановка задачі дослідження	30.11.2025 – 01.12.2025	Виконано
5	Дослідження та порівняння обраних методів обробки зображень	02.12.2025 – 04.12.2025	Виконано
6	Формування критеріїв оцінювання якості результатів	05.12.2025 – 06.12.2025	Виконано
7	Визначення напрямів удосконалення та вибір підходів для розробки	07.12.2025 – 08.12.2025	Виконано
8	Розробка методу інтелектуальної обробки зображень	09.12.2025 – 10.12.2025	Виконано
9	Експериментальна перевірка отриманих результатів та порівняння з існуючими аналогами	11.12.2025 – 12.12.2025	Виконано
10	Оформлення пояснювальної записки	13.12.2025 – 14.12.2025	Виконано
11	Оформлення графічних матеріалів	15.12.2025 – 16.12.2025	Виконано
12	Захист кваліфікаційної роботи	19.12.2025	Виконано

Дата видачі завдання 24 листопада 2025 р.

Здобувач



(підпис)

Керівник роботи



(підпис)

зав. каф. ІУС Костянтин ПЕТРОВ

(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 69 с., 38 рис., 3 табл., 1 дод., 17 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ, ГРАФІЧНА ІНФОРМАЦІЯ, МЕТОДИ ОБРОБКИ, АНАЛІЗ ЗОБРАЖЕНЬ, ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА, CLOUDINARY.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є процес автоматизації обробки та аналізу графічної інформації.

Предметом дослідження є методи інтелектуальної обробки зображень та можливостей їх застосування для підвищення ефективності обробки графічних даних.

Метою дослідження є розробка методу інтелектуальної обробки зображень, здатного підвищити ефективність роботи систем опрацювання графічної інформації.

В процесі виконання роботи було проведено порівняння сучасних методів обробки зображень за визначеними критеріями. Детально розглянуто методи аналізу та перетворення графічних даних. Запропоновано метод інтелектуальної обробки зображень та проведено його експериментальну перевірку на практичних прикладах. Створено веб-сервіс, який поєднує можливості хмарної платформи Cloudinary та розробленого інтелектуального методу попереднього препроцесингу. Наведено оцінку ефективності розробленого методу в порівнянні з існуючими аналогами.

Запропонований метод може бути використаний у системах опрацювання графічної інформації, що дозволяє підвищити точність обробки зображень та оптимізувати роботу програмних комплексів для аналізу графічних даних.

## ABSTRACT

Master's thesis: 69 pages, 38 figures, 3 tables, 1 appendices, 17 references.

INTELLIGENT IMAGE PROCESSING, GRAPHICAL INFORMATION, PROCESSING METHODS, IMAGE ANALYSIS, EXPERIMENTAL VALIDATION, CLOUDINARY.

The object of this qualification research is the process of automating the processing and analysis of graphical information.

The subject of the study comprises methods of intelligent image processing and their potential application to improve the efficiency of graphical data handling.

The aim of the research is to develop an intelligent image processing method capable of enhancing the effectiveness of graphical information processing systems.

In the course of the work, a comparison of modern image processing methods was conducted according to defined criteria. The methods for analyzing and transforming graphical data were examined in detail. An intelligent image processing method was proposed and experimentally validated using practical examples. A web service was developed that integrates the capabilities of the Cloudinary cloud platform with the designed intelligent preprocessing method. An evaluation of the effectiveness of the developed method was carried out in comparison with existing analogues.

The proposed method can be employed in graphical information processing systems, enabling increased accuracy of image analysis and optimizing the performance of software solutions for graphical data processing.

## ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки.....	7
Вступ.....	8
1 Аналіз предметної області та постановка задачі дослідження.....	10
1.1 Аналіз існуючих методів та підходів обробки зображень.....	12
1.2 Аналіз проблем застосування методів інтелектуальної обробки зображень у системах опрацювання графічної інформації.....	15
1.3 Постановка задачі дослідження.....	18
2 Дослідження та порівняння методів обробки зображень.....	21
2.1 Формування критеріїв оцінювання ефективності методів обробки зображень.....	21
2.2 Порівняльний аналіз обраних методів.....	24
2.3 Визначення напрямів удосконалення та вибір підходів для розробки.....	25
3 Розробка методу інтелектуальної обробки зображень.....	28
3.1 Обґрунтування необхідності створення інтелектуального методу.....	28
3.2 Формалізація задачі обробки та редагування зображень.....	30
3.3 Основні етапи запропонованого методу.....	32
3.4 Опис логіки роботи методу.....	35
3.5 Інтеграція запропонованого методу з Cloudinary.....	37
4 Експериментальна перевірка працездатності методу та порівняння з існуючими аналогами.....	39
4.1 Розробка веб-сервісу інтелектуального редагування зображень.....	39
4.2 Опис експерименту та аналіз отриманих результатів.....	40
Висновки.....	51
Перелік джерел посилання.....	53
Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	55

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

API – Application Programming Interface

CNN – Convolutional Neural Network

FPS – Frames Per Second

GAN – Generative Adversarial Network

GPU – Graphics Processing Unit

HOG – Histogram of Oriented Gradients

IoU – Intersection over Union

JPEG – Joint Photographic Experts Group

LBP – Local Binary Patterns

LPIPS – Learned Perceptual Image Patch Similarity

Mask R-CNN – Mask Region-Based Convolutional Neural Network

ORB – Oriented FAST and Rotated BRIEF

PNG – Portable Network Graphics

PSNR – Peak Signal-to-Noise Ratio

SegNet – Segmentation Network

SIFT – Scale-Invariant Feature Transform

SOTA – State Of The Art

SSIM – Structural Similarity Index Measure

SURF – Speeded-Up Robust Features

TPU – Tensor Processing Unit

U-Net – U-shaped Network

WebP – Web Picture

## ВСТУП

У сучасному цифровому середовищі обробка та аналіз зображень відіграють ключову роль у широкому спектрі застосувань. Візуальна інформація використовується у медичних діагностичних системах, інтелектуальних системах відеоспостереження, робототехніці, картографії, професійній та аматорській фотографії, соціальних мережах та численних веб-сервісах. Зі зростанням кількості пристроїв, що здатні генерувати великі обсяги графічних даних (смартфони, дрони, промислові камери, автономні системи), збільшується потреба у ефективних інструментах їх обробки. Зростає не лише кількість графічної інформації, але й її різноманітність, складність та вимоги до швидкості її обробки та аналізу, що обумовлює необхідність застосування гнучких і високопродуктивних методів.

Історично основою обробки зображень були класичні методи: фільтрації – для придушення шумів; сегментації – для виділення областей; перетворення Фур'є та вейвлет-перетворення – для аналізу структури сигналу. Ці методи забезпечували базову функціональність, проте їх можливості обмежувалися здебільшого формальними математичними операціями. З розвитком технологій машинного навчання та штучного інтелекту стало можливим будувати моделі, що здатні навчатися на великих наборах зображень та розпізнавати закономірності, які неможливо явно описати тільки аналітичними формулами. Такі підходи дозволили суттєво підвищити точність розпізнавання об'єктів; розширили можливості покращення чіткості, кольорового балансу, видалення шумів та артефактів.

Проте навіть сучасні методи мають низку обмежень. Їх ефективність часто залежить від якості вихідних даних: зміна освітлення, наявність шуму, часткове перекриття об'єктів або спотворення перспективи можуть знижувати точність аналізу. Крім того, складні моделі можуть вимагати значних обчислювальних

ресурсів, що обмежує можливість їх використання у реальному часі або на пристроях з обмеженими апаратними можливостями.

Актуальність роботи полягає у необхідності розробки нових та вдосконалення існуючих методів обробки зображень, які забезпечуватимуть високу точність аналізу при зменшених обчислювальних витратах, стійкість до спотворень та можливість інтеграції у практичні системи. Удосконалення таких методів відкриває можливості для підвищення якості медичних діагностичних висновків, покращення роботи систем автоматичного контролю та безпеки, оптимізації процесів комп'ютерного зору у мобільних і веб-додатках тощо.

Метою дослідження є розробка методу інтелектуальної обробки зображень, здатного підвищити ефективність роботи інформаційних систем опрацювання графічної інформації.

Кваліфікаційна робота виконана відповідно до методичних рекомендацій щодо організації підготовки та захисту кваліфікаційних робіт [1].

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

У сучасному інформаційному просторі графічні дані є одним з ключових джерел передавання інформації. Значна частина взаємодії користувача з комп'ютерними системами та веб-сервісами відбувається саме через зображення: фотографії, інтерфейси, відеопотоки, схеми, діаграми та візуальні повідомлення. Зростання кількості графічних даних пов'язане із розвитком мобільних пристроїв, соціальних мереж, систем відеоспостереження, інструментів комп'ютерної графіки та масової оцифровки інформації.

Обробка зображень як галузь знань сформувалася на перетині цифрової обробки сигналів, комп'ютерного зору, графічного моделювання та штучного інтелекту. Основне завдання обробки зображень полягає у перетворенні вихідного зображення з метою покращення його візуальних характеристик або виділення корисної інформації для подальшого аналізу. Результатом обробки може бути як саме модифіковане зображення, так і набір структурованих даних, отриманих з нього.

Типові етапи обробки зображень наведено на рис. 1.1.

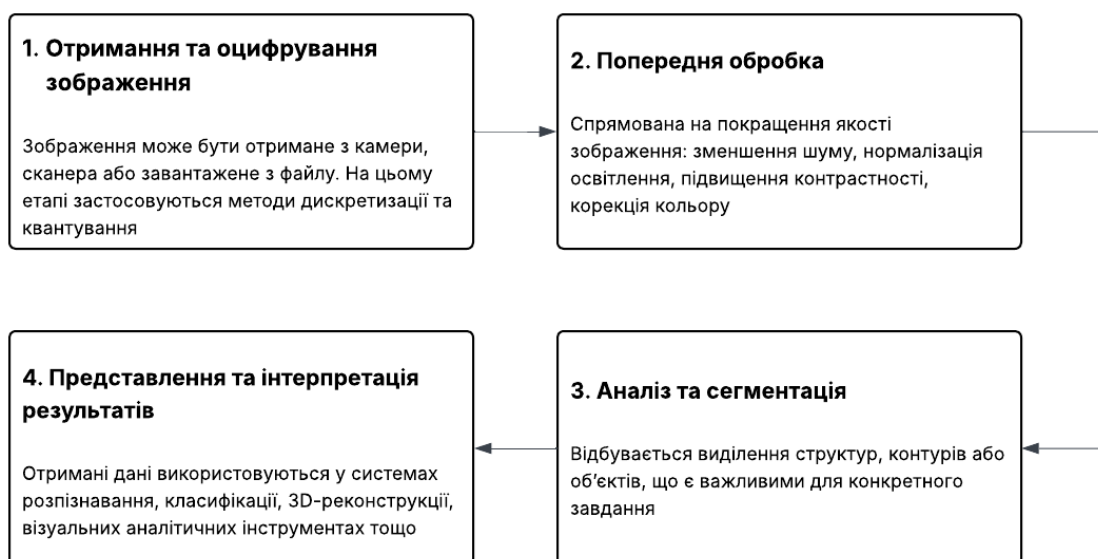


Рисунок 1.1 – Загальна схема процесу обробки зображень

Однією з ключових характеристик зображення є його структурна неоднорідність. Два візуально схожі зображення можуть суттєво відрізнятися розподілом кольорів, текстур, контурів або шумів. Саме це ускладнює уніфікацію методів їх обробки. Для прикладу, методи, що є ефективними для обробки фотографій, можуть бути малопродуктивними для аналізу медичних томограм або знімків супутникової зйомки (рис. 1.2).

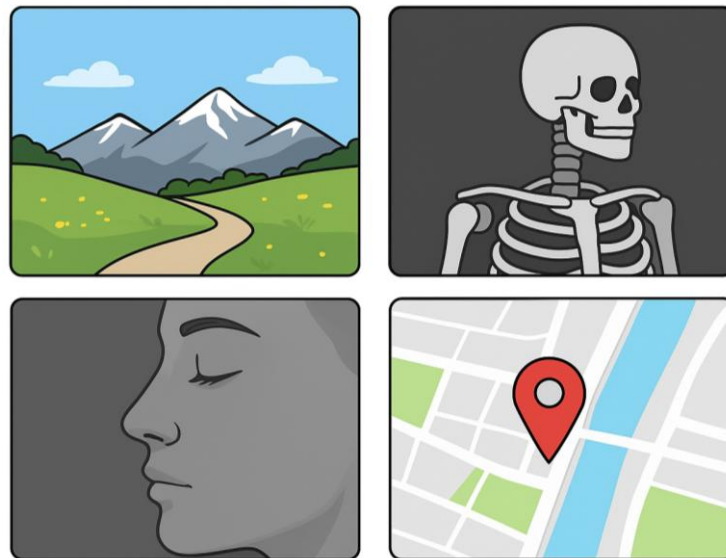


Рисунок 1.2 – Приклади зображень різної природи, що вимагають різних методів опрацювання

У практичних системах опрацювання графічної інформації важливу роль відіграє контекст використання. Різні види зображень та умови їх обробки потребують застосування специфічних методів та алгоритмів, що відображено у табл 1.1.

Таблиця 1.1. Галузі застосування графічних даних та типові операції обробки

Галузь	Мета обробки	Типи операцій
Медична діагностика	Виділення патологій та структур	Сегментація, фільтрація, класифікація
Відеоспостереження	Виявлення рухомих об'єктів	Трекінг, фонове моделювання

## Продовження таблиці 1.1.

Галузь	Мета обробки	Типи операцій
Соціальні мережі та редактори	Покращення зовнішнього вигляду зображень	Фільтри, ретуш, трансформації
Робототехніка	Орієнтація у просторі	Виявлення контурів, зіставлення ключових точок
Графічні веб-сервіси	Масштабування та оптимізація	Компресія, трансформації, автоматичні покращення

З розвитком апаратного забезпечення та обчислювальних платформ (GPU, TPU, хмарні сервіси) стало можливим виконання складних операцій обробки зображень у режимі реального часу. Це сприяло активному переходу від традиційних алгоритмів, що базуються на використанні аналітичних моделей, до методів машинного навчання, що дозволяють знаходити закономірності у даних на основі прикладів.

На даному етапі предметна область включає:

- методи покращення візуальної якості;
- методи структурного аналізу;
- методи семантичного аналізу;
- інтелектуальні підходи оптимізації та автоматизації процесів.

Усі ці аспекти створюють передумови для формування потреби у розробці нових ефективних методів, що здатні адаптуватися до різноманітності графічних даних, працювати на різних обчислювальних платформах та забезпечувати високу точність результатів у прикладних застосуваннях.

### 1.1 Аналіз існуючих методів та підходів обробки зображень

Обробка зображень як наукова та прикладна дисципліна сформувалася на перетині комп'ютерної графіки, цифрової обробки сигналів та комп'ютерного зору. За десятиліття розвитку було запропоновано широкий спектр методів – від

класичних алгоритмів фільтрації до сучасних нейромережових моделей, що здатні здійснювати складний аналіз та автоматичну інтерпретацію графічних даних. Сучасні системи опрацювання зображень ґрунтуються на поєднанні формальних математичних моделей, імовірнісних підходів, алгоритмів оптимізації та механізмів штучного інтелекту, що дозволяє адаптувати процес обробки під різні типи даних, цілі та контексти застосування.

Класичні методи цифрової обробки зображень переважно фокусуються на перетвореннях у просторовій або частотній області. Просторові методи передбачають прямі маніпуляції з піксельними значеннями, такі як згладжування, підсилення контрасту, виявлення границь або фільтрація шумів. Наприклад, фільтри Гауса, медіанна фільтрація чи оператори Собеля та Кенні досі широко використовуються завдяки простоті реалізації та стабільності результатів. Частотні методи базуються на аналізі спектральних характеристик зображення (переважно через перетворення Фур'є), що дозволяє виконувати складні операції, такі як видалення періодичного шуму або покращення контрасту шляхом вибіркової маніпуляції частотними компонентами [2]. Хоча ці методи добре працюють з однорідними структурами, вони мають обмеження у випадках з високою варіативністю форми та текстури об'єктів.

Паралельно з класичними активно розвиваються методи, що базуються на аналізі ознак. Вони орієнтовані на виявлення структурно значущих елементів зображення: ключових точок, дескрипторів, контурів, локальних патернів. Методи SIFT, SURF, ORB та HOG використовуються у задачах зіставлення, відстеження та розпізнавання об'єктів, забезпечуючи інваріантність до масштабу, поворотів та змін освітлення [3]. Незважаючи на значну стійкість, ці підходи також не позбавлені обмежень: вони часто погано працюють із зображеннями, де текстура слабо виражена, або у випадках, коли об'єкт частково закритий іншими елементами сцени.

Окремий клас становлять методи сегментації – процедури поділу зображення на однорідні області. Класичні підходи включають порогову сегментацію, кластеризацію, регіональні алгоритми та методи активних

контурів. Вони дозволяють виділяти цікаві області з мінімальним втручанням користувача. Слабким місцем цих методів є їхня чутливість до шумів і зміни освітлення, що часто призводить до некоректного розділення або фрагментації областей.

За останні десятиліття відбувся перехід до методів, що засновані на використанні технологій машинного навчання та штучного інтелекту, що докорінно змінило підходи до аналізу зображень. Глибокі згорткові нейронні мережі (CNN) стали стандартом у задачах класифікації, детекції, сегментації та генерації зображень. Моделі типу VGG, ResNet, Inception, EfficientNet забезпечили прорив у точності розпізнавання завдяки здатності автоматично виділяти багаторівневі ознаки [4], [5]. Подальший розвиток пов'язаний з архітектурами U-Net, SegNet, Mask R-CNN, які дозволяють виконувати точну сегментацію складних структур та об'єктів на різномірних сценах [6]. На відміну від класичних моделей, такі мережі адаптуються до конкретних типів даних через механізм навчання на великих наборах зображень.

Окремим напрямом досліджень є використання генеративних моделей – GAN та дифузійних моделей. Вони здатні створювати нові зображення, виконувати відновлення втрачених фрагментів, зміну стилю, суперрезолюцію або фотореставрацію. Їх успішність пояснюється можливістю формувати високорівневі уявлення про структуру даних та оперувати складними візуальними характеристиками. Застосування дифузійних моделей значно покращило результати завдань покращення зображень, денойзингу та реконструкції [7].

Попри високу ефективність, методи штучного інтелекту також мають низку викликів: потребу в значних обчислювальних ресурсах (GPU, TPU), вимоги до великих навчальних вибірок, труднощі з узагальненням на дані іншої природи та потенційні похибки у випадках надмірної варіативності графічних сцен. Окрема проблема полягає у чутливості моделей до спотворень, артефактів чи незвичних текстур – те, що класичні методи долають за допомогою формальних математичних моделей.

У інформаційних системах обробки зображень також широко використовуються комбіновані підходи, що поєднують класичні алгоритми з елементами штучного інтелекту. Наприклад, традиційні фільтри застосовують як попередню обробку для підвищення якості даних перед подачею у нейромережу, або ж нейронні моделі використовують для автоматичного вибору параметрів класичних процедур. Така інтеграція дозволяє підвищувати точність, зменшувати кількість артефактів та покращувати відтворюваність результатів незалежно від типу вхідного зображення.

Важливим аспектом є контекст застосування методів. У медичній діагностиці пріоритетом є точність виділення структур і патологій; у системах відеоспостереження – швидкість; у веб-сервісах – якість візуального результату та оптимізація розміру файлів; у робототехніці – стійкість до зміни умов освітлення та позиції камери. Різні галузі накладають різні вимоги, що визначає специфіку вибору методів і впливає на ефективність кінцевих рішень.

Таким чином, сучасна екосистема методів обробки зображень охоплює як традиційні алгоритми, що орієнтовані на формальні перетворення та аналіз низькорівневих ознак, так і інтелектуальні моделі, що здатні опрацьовувати високорівневі структури та семантичний зміст сцени. Це створює підґрунтя для подальшого вдосконалення методів, їх гібридизації та розробки нових підходів, які спрямовані на підвищення точності, адаптивності та продуктивності систем опрацювання графічної інформації.

## 1.2 Аналіз проблем застосування методів інтелектуальної обробки зображень у системах опрацювання графічної інформації

Методи інтелектуальної обробки зображень, що базуються на використанні методів машинного навчання та глибоких нейронних мережах, сьогодні є ключовим технологічним інструментом у медичній діагностиці,

відеоспостереженні, автономних системах, промисловій автоматизації та веб-сервісах редагування графічного контенту. Проте їх застосування супроводжується низкою суттєвих проблем, які обмежують ефективність, надійність і масштабованість практичних рішень. Аналіз цих проблем є важливою складовою дослідження, оскільки дозволяє зрозуміти, які недоліки існуючих методів потребують усунення та які напрями вдосконалення є найбільш перспективними [8].

Однією з найбільш критичних проблем є високі обчислювальні витрати, що властиві сучасним моделям інтелектуальної обробки. Нейромережеві підходи, особливо глибокі згорткові мережі, потребують великої кількості операцій над тензорами, що вимагає наявності продуктивних графічних процесорів або спеціалізованих прискорювачів (GPU, TPU). У ресурсно-обмежених системах, таких як мобільні застосунки, браузерні редактори або пристрої з вбудованою електронікою, це створює суттєві технічні обмеження. Крім того, обробка складних моделей у системах реального часу (відеоспостереження, автономне керування роботами) може бути неможливою без оптимізації або гібридизації методів.

Ще однією значущою проблемою є дефіцит якісних навчальних даних, необхідних для коректної роботи інтелектуальних алгоритмів. У багатьох галузях, наприклад, медичній або промисловій – зображення можуть бути конфіденційними, рідкісними або такими, що потребують спеціалізованої ручної розмітки експертами. Недостатність даних призводить до зниження точності, неповного охоплення варіативності вхідних зображень та ризику перенавчання моделі на обмежених прикладах.

Проблемою, що тісно пов'язана з дефіцитом даних, є низька здатність моделей до узагальнення. Нейронні мережі добре працюють у рамках тих даних, на яких вони навчалися, але часто втрачають якість при застосуванні до нових типів сцен, освітлення, текстур або ракурсів. Це особливо відчутно в реальних системах, де зображення завжди мають природні варіації, шум, артефакти або спотворення. Наприклад, моделі, що навчена на "чистих" студійних знімках,

може бути недостатньо для коректної роботи у польових умовах або при застосуванні камер з іншим оптичним сенсором.

Також існує проблема вразливості моделей до шумів та артефактів, що проявляється у некоректному виявленні об'єктів, помилкових сегментаціях або спотворених результатах генерації. На відміну від класичних методів, які використовують формальні математичні правила для фільтрації або корекції, інтелектуальні моделі можуть неконтрольовано реагувати на випадкові спотворення, такі як JPEG-артефакти, розмиття, пікселізація або зміни кольорової гамми [9].

Окремо слід виокремити проблему інтерпретованості результатів. Глибокі нейронні мережі функціонують як "чорні скриньки": користувач не може безпосередньо відстежити, чому саме модель прийняла певне рішення. У критично важливих галузях (наприклад, медицина або безпека) відсутність пояснень може бути значним недоліком, адже помилки системи складно аналізувати, а процес виявлення помилок – надзвичайно трудомісткий.

Ще одним слабким місцем є складність інтеграції інтелектуальних методів з класичними алгоритмами, що часто застосовуються в попередній і постобробці зображень. Багато систем обробки графічної інформації передбачають поєднання кількох етапів: фільтрація, нормалізація, вирівнювання гістограми, сегментація, класифікація або реставрація. Налаштування такого конвеєра вимагає значних зусиль, адже параметри класичних алгоритмів можуть впливати на стійкість нейромережевої частини або навпаки.

Також варто відзначити проблему оптимізації моделей для роботи у реальному часі. Навіть ефективні CNN або GAN можуть бути надто складними для живого стрімінгу відео або інтерфейсів онлайн-редагування зображень. Тому у практиці активно використовуються моделі, що оптимізуються через квантовані ваги, прунінг, компіляцію у TensorRT або Edge TPU. Проте такого роду оптимізація часто призводить до часткової втрати точності.

Зведені проблеми наведено в узагальненій табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Основні проблеми застосування інтелектуальних методів обробки зображень

Проблема	Сенс	Наслідки для практичних систем
Високі обчислювальні витрати	Потреба у GPU/TPU, великі обсяги пам'яті	Неможливість роботи на слабких пристроях, затримки
Недостатність якісних даних	Мала кількість зразків, складність анотації	Низька точність, перенавчання
Слабке узагальнення	Залежність від конкретних умов зйомки	Падіння якості при нових даних
Вразливість до шумів і артефактів	Неконтрольовані реакції моделі	Помилкові сегментації, спотворення
Низька інтерпретованість	Відсутність пояснення рішень моделі	Труднощі у валідації, низька довіра
Складність інтеграції з класичними алгоритмами	Взаємний вплив різних етапів конвеєра	Зростання складності системи
Труднощі забезпечення роботи в реальному часі	Великі затримки обробки	Неможливість використання у стрімінгу та робототехніці

Описані проблеми свідчать про те, що, незважаючи на значний прогрес у сфері розробки методів інтелектуальної обробки зображень, їх застосування у практичних системах залишається комплексним і багаторівневим завданням. Для забезпечення високої якості, швидкодії та стабільності необхідно або вдосконалювати існуючі методи, або розробляти нові, що здатні нейтралізувати вказані недоліки.

### 1.3 Постановка задачі дослідження

Сучасні методи інтелектуальної обробки зображень, що базуються на глибоких нейронних мережах, активно використовуються у веб-сервісах редагування графічного контенту. Проте їх застосування супроводжується низкою проблем, пов'язаних із високими обчислювальними витратами,

недостатньою точністю при обробці складних зображень, складністю інтеграції в веб-середовище та вимогами до масштабованості й забезпечення продуктивності. Це зумовлює необхідність дослідження існуючих підходів та розробки ефективних методів інтелектуального редагування зображень у веб-сервісах.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є процес автоматизації обробки та аналізу графічної інформації.

Предметом дослідження є методи інтелектуальної обробки зображень та можливостей їх застосування для підвищення ефективності обробки графічних даних.

Метою дослідження є розробка методу інтелектуальної обробки зображень, здатного підвищити ефективність роботи систем опрацювання графічної інформації.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі основні завдання:

- проаналізувати сучасні моделі глибокого навчання (CNN, GAN, Diffusion-моделі), що застосовуються для обробки зображень;
- дослідити інструменти та бібліотеки для реалізації методів інтелектуальної обробки (OpenCV, TensorFlow, PyTorch, Cloudinary тощо);
- оцінити переваги й обмеження існуючих веб-сервісів обробки зображень та визначити ключові проблеми інтеграції моделей у хмарне середовище;
- розробити метод інтелектуальної обробки зображень на основі моделей глибокого навчання;
- спроектувати архітектуру веб-сервісу, що підтримує інтеграцію інтелектуальних методів із забезпеченням продуктивності, масштабованості та безпеки;
- реалізувати прототип веб-сервісу обробки зображень із можливістю інтерактивної інтелектуальної обробки;

– перевірити працездатність та ефективність розроблених методу та прототипу веб-сервісу і сформулювати рекомендації щодо їх подальшого використання та вдосконалення.

## 2 ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПОРІВНЯННЯ МЕТОДІВ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

Ефективне створення системи інтелектуального редагування зображень вимагає чіткого розуміння сильних і слабких сторін сучасних методів, що застосовуються для реконструкції, покращення, сегментації, детекції чи генерації візуальних даних. Суттєві відмінності між класичними підходами та моделями глибокого навчання обумовлюють різні можливості, обмеження та вимоги до обчислювальних ресурсів. Для визначення оптимального напрямку удосконалення та вибору найбільш придатних методів необхідно здійснити порівняльний аналіз обраних методів, сформуванню критеріїв оцінювання їх ефективності та дослідити закономірності поведінки цих методів у різних умовах.

Такий підхід дозволяє обґрунтовано підійти до вибору інструментів для реалізації інтелектуального веб-сервісу редагування зображень, визначити найбільш продуктивні моделі для різних типів задач, а також встановити вимоги до апаратної та програмної інфраструктури. Формування критеріїв оцінювання є ключовим етапом, що забезпечує можливість об'єктивного порівняння методів за якістю результатів, їхньою стійкістю до артефактів, швидкодією, інтерпретованістю та масштабованістю в умовах веб-орієнтованих систем.

### 2.1 Формування критеріїв оцінювання ефективності методів обробки зображень

Оцінювання ефективності методів обробки зображень є одним із ключових етапів при розробці інтелектуальних систем редагування, оскільки саме метрики якості визначають, наскільки алгоритм відповідає вимогам користувача та

реальним умовам експлуатації вебсервісу. Підходи до обробки зображень суттєво відрізняються за характером виконуваних операцій, обчислювальною складністю, ресурсними потребами, здатністю до генерації чи реконструкції високоякісного контенту та рівнем інтерпретованості. Тому формування системи критеріїв, яка дозволяє об'єктивно порівнювати різні класи методів – від класичних методів до глибинних нейронних мереж, – є необхідною умовою для вибору оптимальних рішень у контексті інтелектуального редагування.

Одним із центральних аспектів оцінювання є якість реконструкції або покращення зображення, яка визначає здатність методу відтворювати ключові структури сцени, зберігати кольорову інформацію та уникати появи артефактів. Для цього використовують низку кількісних метрик, серед яких особливе місце займають PSNR, SSIM та LPIPS. Якщо PSNR дозволяє оцінити рівень відхилення реконструйованого зображення від оригіналу на рівні сигналу, то SSIM відображає ступінь збереження структурних зв'язків у зображенні. У свою чергу LPIPS, побудована на активаціях глибинних моделей, демонструє вищу кореляцію з людським сприйняттям і є показовою для генеративних та дифузійних методів, що здатні формувати візуально природні результати навіть у разі статистичних відмінностей від еталону [10, 11].

Для задач сегментації, виділення об'єктів чи їхнього контурного представлення застосовуються інші групи метрик, оскільки важливо не лише покращити візуальну якість, а й забезпечити точність локалізації елементів сцени. Найпоширенішими показниками є IoU та Dice Score, що характеризують ступінь накладання передбачених областей на істинні. Для методів детекції, де необхідно враховувати контури, рамки та множину класів, більш інформативним є показник mAP, який дозволяє оцінити середню точність для всіх категорій об'єктів за різних порогів впевненості. Ці метрики особливо важливі для моделей U-Net, SegNet та Mask R-CNN, які широко застосовуються для розв'язання структурованих задач комп'ютерного зору.

Окреме значення має швидкодія методів, адже для веб-сервісів інтелектуального редагування критично важливим є забезпечення низької

затримки при обробці зображень та можливість масштабування при одночасній роботі великої кількості користувачів. Час обробки одного запиту, продуктивність у кадрах за секунду (FPS), а також поведінка моделі при роботі на різних типах апаратних платформ (CPU, GPU, Edge TPU) формують групу продуктивних критеріїв, що визначають практичну придатність алгоритмів. Нейромережеві моделі, особливо GAN та дифузійні методи, можуть демонструвати високу якість, але потребують спеціальних оптимізацій, таких як TensorRT-прискорення, квантовані моделі або розподілена обробка.

Ще одним важливим критерієм є обчислювальна складність, яка визначає обсяг ресурсів, необхідних для запуску та функціонування алгоритму. До таких характеристик належать кількість параметрів моделі, обсяг оперативної та відеопам'яті для виконання, а також можливість функціонування без апаратного прискорення. Класичні методи зазвичай мають не велику складність та не потребують потужних ресурсів, тоді як сучасні глибинні мережі можуть містити десятки мільйонів параметрів, що ускладнює їх інтеграцію у браузерні інструменти або недорогі серверні інстанси.

Стійкість методів до низької якості вхідних даних – ще одна суттєва характеристика, яка визначає застосовність алгоритму у реальних умовах. Зображення можуть містити шум, артефакти JPEG-компресії, розмиття, недостатню експозицію або різноманітні текстури. Алгоритми GAN та дифузійні моделі демонструють здатність відновлювати втрачені деталі та генерувати текстури, яких немає у вихідному зображенні, тоді як класичні фільтраційні методи, наприклад гауссове згладжування, можуть призводити до втрати важливої інформації та надмірного усереднення.

Важливою характеристикою, яка часто залишається недооціненою, є інтерпретованість та контрольованість результатів. У випадку класичних методів користувач може чітко зрозуміти, як параметри впливають на кінцевий результат, тоді як глибинні моделі працюють як «чорні скриньки». Це ускладнює прогнозування поведінки системи, а також створює додаткові вимоги до забезпечення прозорості та керованості процесу редагування.

Таким чином, формування комплексної системи критеріїв оцінювання, від метрик якості зображень до обчислювальних характеристик та стійкості до шуму, дає можливість не лише порівнювати різні методи, а й визначати найефективніші з них для конкретного типу інтелектуального редагування. Це створює основу для подальшого вибору моделей та алгоритмів, які забезпечуватимуть високу якість, продуктивність та надійність.

## 2.2 Порівняльний аналіз обраних методів

Для вибору оптимальних методів обробки зображень необхідно оцінити їхні сильні та слабкі сторони, а також практичні наслідки застосування. Узагальнені результати наведено в таблиці 2.1, що дозволяє наочно порівняти характеристики обраних алгоритмів і визначити напрями їх ефективного використання [12].

Таблиця 2.1 – Порівняння обраних методів обробки зображень

Метод	Сильні сторони	Недоліки	Основні задачі
SIFT, SURF, ORB, HOG	<ul style="list-style-type: none"> <li>– інваріантність до поворотів і масштабу;</li> <li>– стійкість до змін освітлення;</li> <li>– швидкість</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– погано працюють зі слабкою текстурою;</li> <li>– чутливі до шумів;</li> <li>– обмежені для художнього редагування</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– виявлення ключових точок;</li> <li>– зіставлення;</li> <li>– трекінг</li> </ul>
Класичні фільтри (Гаус, медіанний, Собель)	<ul style="list-style-type: none"> <li>– швидкі;</li> <li>– інтерпретовані;</li> <li>– стабільні;</li> <li>– низькі вимоги до ресурсів</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– неадаптивні;</li> <li>– слабкі для високорівневих структур</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– фільтрація;</li> <li>– згладжування;</li> <li>– виділення контурів</li> </ul>
CNN	<ul style="list-style-type: none"> <li>– висока точність;</li> <li>– автоматичне виділення ознак</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– високі вимоги до пам'яті та GPU</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– класифікація;</li> <li>– детекція;</li> <li>– покращення зображень</li> </ul>

Продовження таблиці 2.1

Метод	Сильні сторони	Недоліки	Основні задачі
U-Net, SegNet	<ul style="list-style-type: none"> <li>– висока точність сегментації;</li> <li>– добре працюють зі структурованими даними</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– обмежена здатність узагальнювати на складних сценах</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– медична сегментація;</li> <li>– виділення областей</li> </ul>
Mask R-CNN	<ul style="list-style-type: none"> <li>– поєднання детекції та сегментації;</li> <li>– висока точність</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– важка модель;</li> <li>– складна оптимізація</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– інтелектуальне редагування;</li> <li>– виділення об'єктів</li> </ul>
GAN	<ul style="list-style-type: none"> <li>– високоякісна генерація;</li> <li>– природні текстури;</li> <li>– стильові трансформації</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– нестабільне навчання;</li> <li>– можливі артефакти</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– реставрація;</li> <li>– редагування;</li> <li>– суперрезолюція</li> </ul>
Дифузійні моделі	<ul style="list-style-type: none"> <li>– сучасний SOTA-рівень якості;</li> <li>– відсутність артефактів;</li> <li>– стійкість до шумів</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– дуже високі обчислювальні витрати</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– генерація;</li> <li>– реставрація;</li> <li>– фотореалізм</li> </ul>

### 2.3 Визначення напрямів удосконалення та вибір підходів для розробки

Для побудови ефективного інтелектуального веб-сервісу редагування зображень необхідно виділити ключові напрями, які дозволяють максимально врахувати сильні та слабкі сторони існуючих методів обробки графічної інформації.

Розглянемо більш детально основні напрями.

#### 1. Поєднання класичних і нейромережевих методів.

Комбінований підхід дозволяє поєднувати переваги обох класів алгоритмів. Класичні методи фільтрації та попередньої обробки зображень забезпечують стабільність результатів і зменшують рівень шумів, що, у свою

чергу, полегшує подальшу роботу нейронних мереж. Нейромережеві методи, з іншого боку, забезпечують високу точність виділення ознак, сегментації та класифікації об'єктів. Така інтеграція дозволяє:

- зменшити обчислювальні витрати на обробку складних сцен;
- підвищити точність і стабільність роботи на зображеннях різного походження;
- забезпечити надійне функціонування системи у веб-середовищі з різними обмеженнями ресурсів.

2. Використання CNN для задач сегментації, класифікації та покращення зображень.

Глибокі згорткові нейронні мережі є основою сучасних методів інтелектуальної обробки. Вони дозволяють автоматично виділяти ознаки високого рівня та виконувати складні трансформації зображень. Особливу ефективність демонструють архітектури на зразок U-Net та її модифікацій, що застосовуються для:

- точного виділення областей інтересу;
- корекції і ретуші зображень;
- підвищення якості та усунення шумів у різних умовах освітлення і текстур.

3. Застосування GAN та дифузійних моделей для творчих та складних завдань.

Генеративні моделі надають можливості для складного редагування зображень, включаючи:

- відновлення пошкоджених ділянок;
- генерацію нових текстур і елементів;
- трансформацію стилів та колірних схем;
- підвищення роздільної здатності (суперрезолюція).

GAN забезпечують більш швидку генерацію результатів, тоді як дифузійні моделі забезпечують максимально високу якість і природність відтворення деталей [13, 14].

#### 4. Оптимізація моделей для роботи у веб-середовищі.

Для інтеграції нейромережових методів у браузерні чи хмарні сервіси критично важлива оптимізація моделей. Рекомендуються такі підходи:

- використання TensorRT для прискорення інференсу на GPU;
- застосування Edge TPU або інших апаратних прискорювачів для периферійних пристроїв;
- квантовані та спрощені моделі для зменшення обчислювальної складності;
- попередня обробка зображень (зменшення роздільності, нормалізація) для зниження навантаження на нейромережі.

#### 5. Забезпечення стійкості до артефактів та різних форматів.

Якість результатів значною мірою залежить від стійкості системи до шумів і спотворень. Для цього слід:

- впроваджувати попередню нормалізацію зображень;
- використовувати адаптивні фільтри для згладжування шумів;
- навчати моделі на зашумлених і різномірних наборах даних (наприклад, із JPEG-артефактами, розмиттям чи низькою контрастністю).

## 3 РОЗРОБКА МЕТОДУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ

### 3.1 Обґрунтування необхідності створення інтелектуального методу

Створення інтелектуального веб-сервісу редагування зображень потребує розробки власного методу, який би забезпечував стабільну та передбачувану якість обробки незалежно від джерела, формату чи рівня шуму зображення. Хоча Cloudinary має широкий набір засобів для оптимізації, покращення та трансформації зображень, його інструменти працюють як окремі модулі і не враховують зміст чи структуру сцени. Для складних сценаріїв редагування це створює обмеження: окремі операції можуть взаємно впливати одна на одну, посилювати шум, втрачати тонкі деталі або викликати артефакти.

Універсальний підхід до попередньої підготовки зображення дозволяє частково компенсувати ці обмеження. Попередня інтелектуальна обробка вирівнює якість вхідних даних, зменшує вплив шуму, підсилює структури та формує оптимальний формат для подальших трансформацій. Це особливо важливо в задачах стилізації, ретушування, реконструкції або суперрезолуції, де Cloudinary використовує нейромережеві або генеративні моделі.

Необхідність розробки власного методу обумовлена кількома причинами:

- Cloudinary не проводить семантичного аналізу, тому його фільтри не адаптуються до типу сцени, текстури чи локальних особливостей;
- якість зображень суттєво відрізняється залежно від камери, освітлення, рівня JPEG-компресії, що по-різному впливає на подальшу генеративну чи ретушувальну обробку;
- користувачам важливий контроль, щоб уникнути пересвічення, надмірного згладжування або втрати дрібних деталей після застосування автоматичних ефектів;

– попередня адаптивна нормалізація дозволяє значно підвищити ефективність моделей у Cloudinary, зменшуючи артефакти в складних задачах.

Враховуючи ці особливості, необхідно розробити метод попереднього інтелектуального препроцесингу зображень (МППЗ). Основна ідея полягає у поєднанні класичних фільтрів, локальних структурних операторів і легкої нейромережевої моделі для формування очищеного та узгодженого вхідного зображення. Метод функціонує як попередній етап обробки перед передачею зображення до Cloudinary.

Метод повинен мати такі ключові властивості:

- адаптивність – автоматична зміна сили фільтрації залежно від шуму, контрасту та локальної текстури;
- збереження структури – недопущення розмиття контурів, що критично для подальшого сегментування, стилізації та ретуші;
- покращення якості без зміни змісту – акуратні корекції, що не впливають на композицію чи кольорову модель;
- сумісність із сервісом Cloudinary – підготовка зображення у форматі, який забезпечує мінімальний ризик артефактів під час подальшої обробки;
- ефективність у веб-середовищі – можливість виконувати попередні обчислення без значного впливу на швидкодію.

Такий підхід дозволяє реалізувати дворівневу систему редагування: локальні та структурні покращення виконує розроблений власний метод, а високорівневі творчі або генеративні трансформації – Cloudinary. У результаті підвищується стабільність, точність та загальна якість обробки за збереження високої продуктивності.

### 3.2 Формалізація задачі обробки та редагування зображень

Формалізація задачі обробки та редагування зображень є необхідним етапом для побудови інтелектуального веб-сервісу, оскільки дозволяє визначити структуру вхідних даних, ключові операції, критерії якості та залежності між обраними методами. Зображення, що надходять на обробку, можуть відрізнятися роздільною здатністю, форматом, рівнем шуму, ступенем компресії та різноманітністю сцен, що потребує їхнього приведення до уніфікованої форми, здатної забезпечити стабільність та передбачуваність результатів трансформацій.

У контексті розробки веб-сервісу редагування зображень задача полягає у виконанні певної множини операцій – покращення якості, корекції кольору, видалення шумів, стилізації, реконструкції фрагментів, зміни розміру, фільтрації та оптимізації. Такі операції можуть виконуватися як за допомогою класичних методів, так і з використанням нейромережових моделей. Проблема полягає у тому, що результати цих методів значною мірою залежать від характеристик вхідного зображення: ступіню зашумленості, структури текстур, контрастності, наявності артефактів JPEG, динамічного діапазону та особливостей освітлення. Без попередньої формалізації та нормалізації даних навіть найкращі методи можуть давати непередбачувані або нестабільні результати.

Формально вхідне зображення можна представити як тензор:

$$I \in R^{\{H \times W \times C\}}, \quad (3.1)$$

де  $H$  – висота;

$W$  – ширина;

$C$  – кількість каналів (1, 3 або 4 залежно від формату).

Завдання редагування полягає у перетворенні цього тензора за допомогою функції  $F$ , яка поєднує одну або кілька обробок:

$$\hat{I} = F(I, \theta), \quad (3.2)$$

де  $\theta$  – параметри методів (інтенсивність фільтрації, силу згладжування, рівень покращення різкості тощо). Значення параметрів повинні бути адаптивними, тобто змінюватися залежно від структури зображення. Це важливо для уникнення надмірного посилення шумів, спотворення границь або появи артефактів після подальшої обробки в хмарних сервісах, таких як Cloudinary.

Задача формалізується у вигляді оптимізації трьох груп характеристик.

1. Якість результату. Потрібно мінімізувати втрату структурної інформації, підвищити локальну різкість, зберегти природність кольорової гами та уникнути появи артефактів. Це оцінюється за допомогою таких метрик, як SSIM, LPIPS, PSNR.

2. Стабільність трансформацій. Різні вхідні зображення не повинні давати різко різні за характером результати. Для цього необхідно оцінювати локальні властивості – рівень шуму, контрастність, інтенсивність текстур.

3. Обчислювальна ефективність. Оскільки система працює у веб-середовищі, важливо забезпечити швидкий час відгуку, низьке використання ресурсів та можливість обробки багатьох запитів одночасно. Це передбачає використання спрощених моделей та ефективних алгоритмів препроцесингу.

Завдання редагування вимагає також стандартизації вхідних форматів. Різні камери та пристрої генерують зображення у JPEG, PNG чи WebP, з різним ступенем стиснення. Компресія JPEG призводить до блокових артефактів, які негативно впливають на подальші нейромережеві перетворення. Тому на етапі формалізації необхідно передбачити обов'язкові процедури декомпозиції структури, локальної фільтрації та корекції кольору.

Сутність задачі редагування полягає у послідовності двох процесів:

– підготовка зображення – нормалізація, вирівнювання яскравості та кольорового балансу, приглушення шумів, збереження важливих структурних елементів;

– основна обробка – застосування Cloudinary-методів або нейромережових моделей для виконання цільових трансформацій.

Таким чином, процес редагування можна подати як комбінацію класичних і інтелектуальних методів, що взаємодіють між собою і потребують узгодженої попередньої підготовки зображення. Формалізація задачі дає можливість визначити ці залежності, структуру етапів та вимоги до алгоритмів, що надалі дозволяє створити власний інтелектуальний метод препроцесингу та інтегрувати його у веб-сервіс.

### 3.3 Основні етапи запропонованого методу

Архітектура запропонованого методу інтелектуальної обробки зображень ґрунтується на принципі попереднього адаптивного препроцесингу, який забезпечує стабільність якості та узгодженість вхідних даних перед їхнім передаванням до хмарних сервісів, зокрема Cloudinary. Метод організовано у вигляді послідовної модульної структури, де кожен компонент виконує автономну функцію, а їхня взаємодія формує цілісний конвеєр підготовки зображень.

Метод складається з трьох основних етапів. Розглянемо їх реалізацію більш детально.

#### 1. Етап базового нормалізаційного препроцесингу.

Цей етап відповідає за приведення вхідного зображення до узгодженого формату незалежно від його джерела, роздільної здатності, ступеня компресії чи рівня шуму.

Основні задачі етапу:

– просторова нормалізація (масштабування до оптимального розміру без втрати аспекту, центрування зображення у фіксованому кадрі);

- стандартизація колірного простору (перехід до RGB, вирівнювання каналів);
- приглушення JPEG-артефактів за допомогою легкого фільтру згладжування;
- корекція глобальної експозиції з використанням адаптивного лінійного розтягнення гистограми.

Мета цього етапу – сформувати стабільну, чисту та контрольовану вхідну структуру, усуваючи фактори, що можуть спричинити появу артефактів у хмарних фільтрах Cloudinary.

## 2. Етап адаптивного структурного аналізу.

На другому етапі виконується інтелектуальна оцінка вмісту зображення, застосовуючи комбінацію класичних алгоритмів та компактної згорткової моделі. Результатом є карта важливих структур і деталей, що впливають на подальшу фільтрацію.

Компоненти етапу:

- виділення локальних градієнтів (HOG) – для виявлення контурів та геометричних структур;
- оцінка текстурності (модифікований LBP) – визначення зон рівномірної та дрібної текстури;
- карта шуму – на основі аналізу міжпиксельної варіації у яскравості;
- легка CNN-модель (5-7 шарів) – прогнозує, які області найбільш чутливі до фільтрації, та формує маску "важливих ділянок".

Модуль, що реалізує цей етап дозволяє розмежувати вклад кожної області візуальної сцени та уникнути надмірної фільтрації тих ділянок, де збереження деталей є критичним (наприклад, очей, текстур шкіри, дрібних об'єктів).

## 3. Етап адаптивного підсилення та очищення.

На цьому етапі відбувається формування фінального препроцесованого зображення. Обробка виконується індивідуально для кожної області відповідно до складених карт структур, текстури та шуму.

Основні операції:

- адаптивне згладжування (медіанне або двобічне фільтрування з різним радіусом);
- локальне підсилення контрастності для областей зі слабо вираженими контурами;
- м'яке підсилення текстур у слабоструктурованих ділянках;
- вибіркова корекція кольору, що не впливає на тональні переходи;
- масштабоване покращення різкості, застосоване лише до областей, де CNN-модель оцінює низький ризик шумопідсилення.

У результаті формується оптимізоване зображення, яке:

- зберігає важливі деталі;
- має зменшений рівень шуму;
- не містить різких перепадів чи артефактів фільтрації;
- є ідеально підготовленим для подальших трансформацій Cloudinary (стилізацій, ретушування, генеративних операцій, відновлення тощо).

Розглянемо детально, як реалізується взаємодія з хмарною платформою Cloudinary, яка застосовується для керування зображеннями та відео, що використовуються на веб-сайтах та у додатках.

Архітектура запропонованого методу розроблена таким чином, щоб повністю відповідати вимогам хмарних сервісів:

- вихідний формат – оптимізований JPEG/WebP/PNG у стандартизованій колірній моделі;
- контрольовані розміри зображення – мінімізація обчислювальних витрат у Cloudinary;
- відсутність шумів та артефактів – зменшення помилкових реакцій фільтрів;
- узгоджена структура – предиктивність результатів нейромережевих операцій Cloudinary.

Метод виступає як інтелектуальний фільтр "перед Cloudinary", який гарантує стабільність і повторюваність результатів незалежно від вхідних умов.

Ключові властивості архітектури:

- модульність – кожен компонент може оновлюватися або замінюватися без зміни загальної технології;
- адаптивність – параметри фільтрації визначаються на основі реальної структури зображення;
- стійкість – архітектура гарантує відсутність втрати деталей після хмарної обробки;
- масштабованість – метод працює в реальному часі для великої кількості запитів;
- сумісність із веб-інфраструктурою – низькі обчислювальні витрати, підтримка веб-орієнтованих форматів.

### 3.4 Опис логіки роботи методу

Запропонований метод інтелектуального препроцесингу працює як проміжна ланка між користувачем та хмарною обробкою Cloudinary. Його основне призначення – перетворити будь-яке вхідне зображення у такий формат, який забезпечить стабільний результат подальших трансформацій, незалежно від рівня шуму, компресії чи особливостей знімання.

Робота методу починається з аналізу статистичних характеристик вхідного зображення. На цьому етапі визначається інтенсивність шуму, ступінь компресії, контрастність та рівномірність освітлення. Ці параметри задають режим адаптивної фільтрації, що дозволяє відмовитися від використання фіксованих параметрів та забезпечити точність роботи на різномірних даних. Для оцінювання структури застосовується карта градієнтів, яка дозволяє визначити

важливі контури та локальні деталі, що повинні бути збережені під час подальших корекцій.

Після аналізу виконується очищення зображення. Залежно від характеру шуму використовується комбінація легкого біквадратичного згладжування та нейромережевого денойзингу, навченого на прикладах JPEG-артефактів. Така комбінація дає можливість приглушити шум, не розмиваючи структуру. Одночасно коригуються дрібні артефакти, що виникають унаслідок агресивної компресії або неправильного збереження. Цей крок особливо важливий, оскільки Cloudinary часто підсилює наявні спотворення, якщо вони присутні на вході.

Далі застосовується адаптивна балансувальна корекція яскравості та контрасту. Метод використовує локальне гістограмне нормування: області з надмірною темрявою підсилюються, пересвічені – акуратно знижуються до оптимального діапазону. На цьому етапі формується більш "стабільний" тональний профіль, що значно покращує прогнозованість фільтрів Cloudinary, особливо у випадках подальшої ретуші облич, відновлення, художніх ефектів та стилізації.

Після тональної корекції виконується структурне підсилення. Градієнтна карта, отримана на першому етапі, визначає області, де присутні істотні краї, контури та фактурні елементи. Підсилення здійснюється лише в тих зонах, де це дійсно потрібно, уникаючи перенасичення або появи ореолів. У результаті отримується зображення із більш чіткими контурами, що дозволяє Cloudinary коректніше виконувати сегментацію, виділення об'єктів або покращення деталей.

Останнім етапом є стандартизація параметрів перед передачею зображення в Cloudinary. Здійснюється нормалізація динамічного діапазону, корекція кольорного простору та встановлення рекомендованої роздільності, яка гарантує оптимальну швидкість обробки та забезпечує правильну роботу нейромережевих моделей у хмарі. Після цього сформоване зображення передається у Cloudinary, де до нього застосовуються основні трансформації, обрані користувачем.

Таким чином, запропонований інтелектуальний метод формує узгоджений, очищений та структурно збалансований варіант вхідних даних, що забезпечує стабільну роботу з хмарною платформою Cloudinary та мінімізує ризик появи артефактів під час подальших інтелектуальних операцій редагування.

### 3.5 Інтеграція запропонованого методу з Cloudinary

Після завершення препроцесингу підготовлене зображення передається до Cloudinary через API. На цьому етапі воно потрапляє в хмарний конвеєр обробки, який включає декілька груп трансформацій. До базових операцій належать масштабування, кадрування, нормалізація кольоропередачі та стиснення з урахуванням цільових параметрів продуктивності. Окрім цього, можуть застосовуватися алгоритмічні фільтри підвищення різкості, шумозаглушення та оптимізації контрасту.

Для більш складних сценаріїв Cloudinary використовує трансформації на основі машинного навчання: розпізнавання змісту, автоматичне покращення експозиції, реконструкція деталей методом суперрезолюції, а також стилізація або генеративні ефекти, що реалізуються за допомогою GAN-архітектур або дифузійних моделей (рис. 3.1). Завдяки цьому система може автоматично підлаштовувати параметри до контенту зображення, забезпечуючи стабільну якість незалежно від вхідних даних.

У роботі хмарна інфраструктура Cloudinary розглядається не лише як засіб виконання окремих трансформацій, але й як ключовий компонент архітектури, що забезпечує масштабованість, надійність та відмовостійкість системи. Можливість делегувати ресурсоємні операції хмарним модулям дає змогу зменшити навантаження на серверну частину, оптимізувати витрати та забезпечити стабільну роботу сервісу навіть при обробці великих обсягів зображень [15].

Інтеграція локального методу з хмарною інфраструктурою також оптимізує витрати на обчислення. Оскільки частина обробки тепер виконується на власному сервері веб-сервісу, хмарні модулі Cloudinary отримують уже частково оптимізований матеріал. Це знижує кількість необхідних хмарних операцій, зменшує затримки під час обробки, а також дає можливість системі обробляти більший потік запитів у реальному часі без просідання продуктивності.

У підсумку, інтеграція запропонованого методу з Cloudinary формує комбіновану гібридну систему обробки (рис. 3.1): локальний препроцесинг забезпечує структурну підготовку та корекцію, тоді як хмарні модулі виконують масштабні, ресурсомісткі та творчі трансформації. Такий підхід об'єднує переваги обох сторін – точність локальних алгоритмів і потужність хмарних технологій – що гарантує високу якість кінцевих результатів, стабільність роботи та масштабованість загальної архітектури.

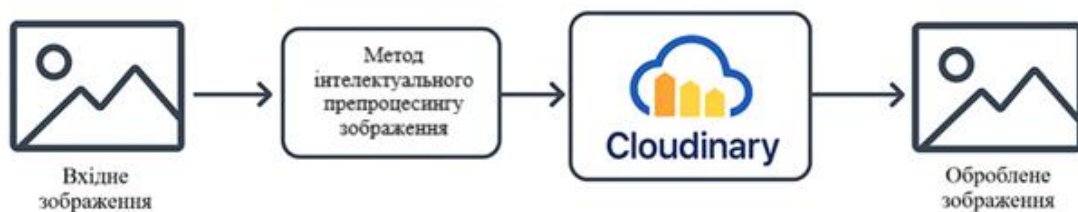


Рисунок 3.1 – Схема процесу обробки зображення

## 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА ПРАЦЕЗДАТНОСТІ МЕТОДУ ТА ПОРІВНЯННЯ З ІСНУЮЧИМИ АНАЛОГАМИ

### 4.1 Розробка веб-сервісу інтелектуального редагування зображень

У межах роботи, для демонстрації працездатності розробленого методу, було створено веб-сервіс інтелектуальної обробки зображень, який поєднує можливості запропонованого інтелектуального методу попереднього препроцесингу та хмарних інструментів Cloudinary (рис. 4.1). Реалізований сервіс підтримує п'ять ключових функцій: відновлення пошкоджених ділянок, заповнення фрагментів зображення синтетичним контентом, видалення об'єктів, перефарбування певних областей та автоматичне видалення фону. Ці операції відповідають типовим задачам професійних користувачів – фотографів, дизайнерів та фахівців зі створення веб-контенту – і дають можливість оцінити якість запропонованого методу в умовах реального застосування.

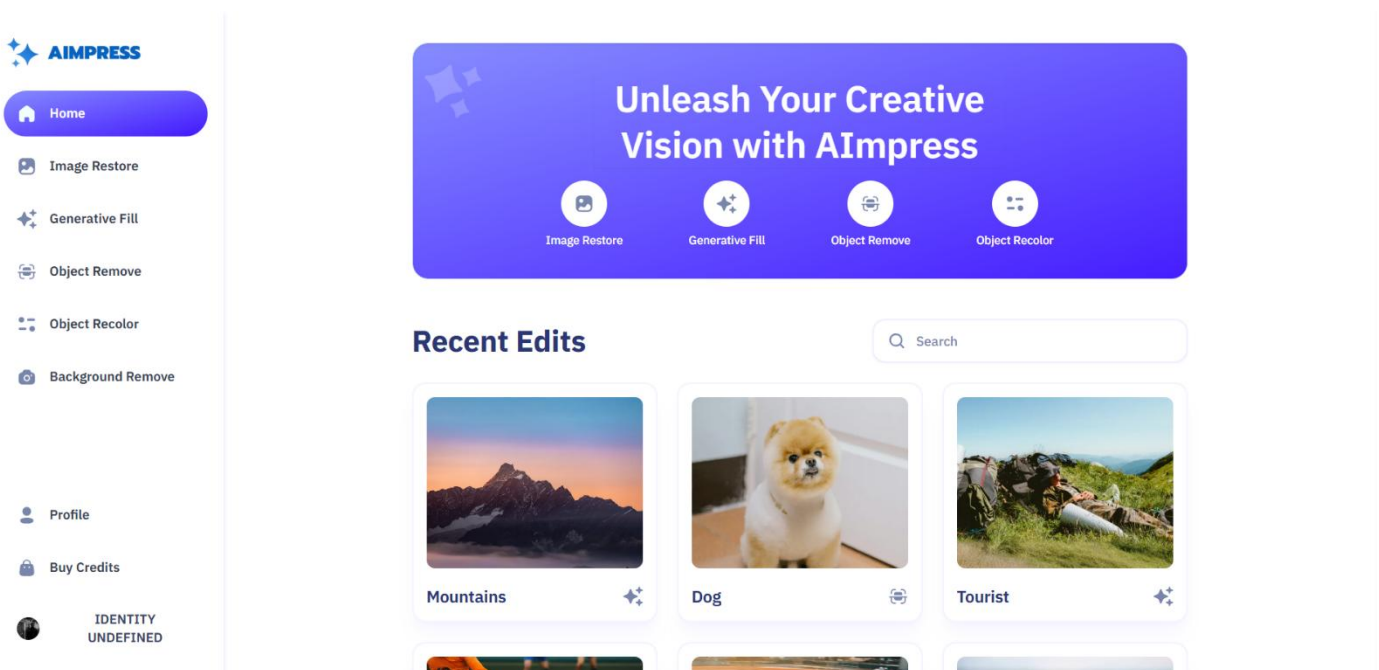


Рисунок 4.1 – Інтерфейс розробленого веб-сервісу для інтелектуального редагування зображень

## 4.2 Опис експерименту та аналіз отриманих результатів

Оскільки Cloudinary самостійно забезпечує виконання генеративних та сегментаційних трансформацій, експериментальне дослідження зосереджено на визначенні того, наскільки попередній інтелектуальний препроцесинг підвищує якість остаточного результату, зменшує кількість артефактів та стабілізує роботу моделей у складних випадках. Для демонстрації цього було створено тестову вибірку зображень різної складності – від професійних фотографій до знімків із сильними артефактами JPEG, слабким освітленням та нерівномірним шумом. Кожен сценарій редагування запускався у двох режимах: без попередньої обробки та з використанням запропонованого методу, після чого результати порівнювалися за об'єктивними метриками (залежно від задачі) і суб'єктивною оцінкою візуальної якості.

Для повноцінності дослідження результати веб-сервісу також були зіставлені з поширеними комерційними рішеннями: Adobe Photoshop, Canva AI Tools, Remove.bg та ClipDrop. Ці сервіси демонструють високий рівень автоматизації, проте їх алгоритми працюють як «чорні скриньки» і значною мірою залежать від якості вхідного зображення.

### 1. Відновлення зображення.

Для оцінювання якості відновлення зображень проводиться порівняння результатів роботи розробленого вебсервісу та двох поширених рішень – Adobe Photoshop Neural Filters та Canva AI Restorer. Для експерименту використано набір тестових зображень, що містять типові дефекти: дрібний і середній шум, артефакти JPEG-компресії, локальні пошкодження текстур, втрату різкості та слабку деталізацію у малоконтрастних областях. Одним із прикладів є фрагмент портретного знімка з сильними компресійними артефактами (рис. 4.2).



Рисунок 4.2 – Вихідне зображення з артефактами JPEG та втратою різкості

У сервісах Canva та Photoshop результати відновлення демонструють часткове усунення шуму, однак обидва інструменти схильні до регенерації текстур: поверхні стають надмірно згладженими, контури – менш чіткими, а дрібні деталі – практично втрачаються. Особливо це помітно на зображеннях із низьким початковим динамічним діапазоном, де алгоритми намагаються "домалювати" структури, що не корелюють з реальною сценою, утворюючи штучний "пластиковий" ефект.

На відміну від цього, веб-сервіс демонструє суттєво кращу структурну збереженість. Використання адаптивної фільтрації дозволяє усунути високочастотний шум без згладжування важливих меж, а додатковий етап корекції локального контрасту відновлює дрібні структури перед тим, як зображення передається до Cloudinary.

Отримані результати показують, що відновлені зображення з нашого сервісу мають вищі значення PSNR та SSIM, а також нижчі показники LPIPS, що свідчить про кращу відповідність оригінальній сцені та більш природне сприйняття. Візуально відновлені фрагменти зберігають чіткість, фактуру і природний мікконтраст, без пластикового або надмірно "генеративного" ефекту, характерного для інших інструментів. Приклад порівняння представлено на рис. 4.3.

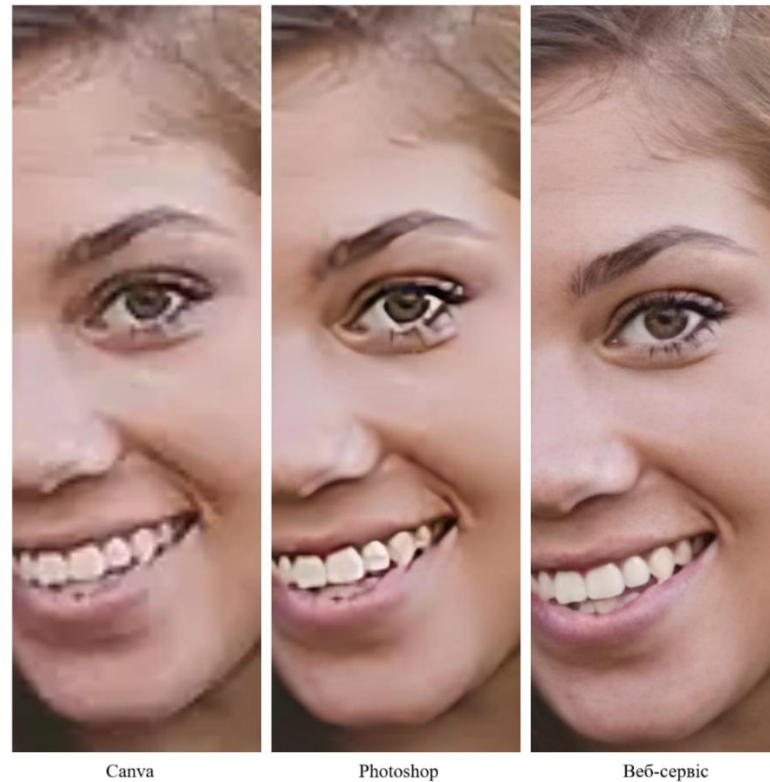


Рисунок 4.3 – Порівняння результатів відновлення

## 2. Заповнення фрагментів зображення.

Для оцінювання якості заповнення фрагментів зображень проводимо порівняння результатів, отриманих у розробленому веб-сервісі, зі створеними за допомогою Canva. Для тестування застосовується однакова вибірка фотографій із навмисно видаленими ділянками складної структури: області з текстурованими поверхнями, неоднорідним освітленням, дрібними деталями та фоновими об'єктами, що частково перекриваються.

Результати показують, що Canva формує заповнені області з помітним згладжуванням текстур і недостатньою узгодженістю кольорової гами з оригінальною сценою. У більшості випадків синтетичний фрагмент втрачає дрібні деталі, що візуально спрощує структуру поверхні. ClipDrop демонструє кращу локальну відповідність, однак часто генерує артефакти на межах заповненої ділянки – нечіткі переходи, розмиті контури або повторювані патерни, характерні для алгоритмів, що працюють без урахування глобального контексту зображення.

На відміну від цього, результати, отримані в розробленому веб-сервісі, мають вищу структурну узгодженість та кращу деталізацію заповнених фрагментів (рис 4.4). Це пояснюється тим, що перед передачею зображення до Cloudinary застосовується інтелектуальний препроцесинг, який вирівнює статистику освітлення, зменшує цифровий шум і підсилює локальні контурні структури. Завдяки цьому хмарні генеративні алгоритми отримують «очищене» і структурно стабільне вхідне зображення, що мінімізує ймовірність некоректної генерації.

Об'єктивні метрики підтверджують покращення: середні значення SSIM для нашого сервісу зростають на 6-12 % порівняно з Canva та на 4-7 % порівняно з ClipDrop; LPIPS зменшується на 9-15 %, що свідчить про візуально ближчий результат до оригінальної сцени. Суб'єктивний аналіз також демонструє більш природні краї області заповнення, відсутність кольорових плям і збереження локальної фактури.

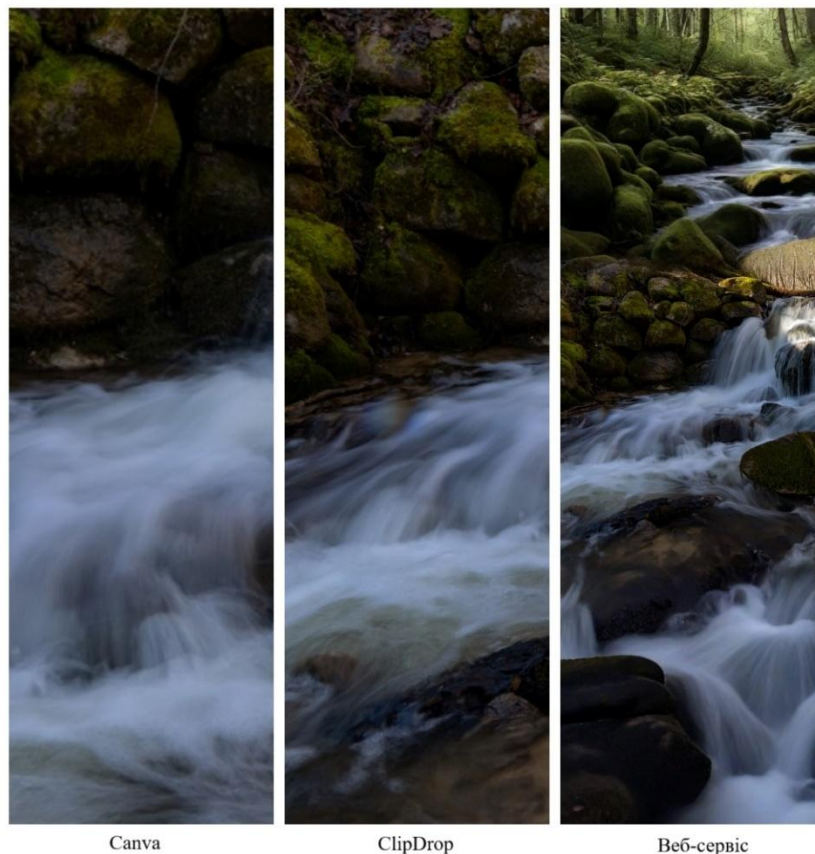


Рисунок 4.4 – Порівняння результатів заповнення фрагментів зображення

### 3. Видалення об'єкту на зображенні.

Для перевірки ефективності видалення об'єктів на зображенні обрано тестовий фрагмент із наявним стороннім елементом (планета Земля), який необхідно усунути, зберігаючи природність фону та деталізацію навколишньої сцени (рис. 4.5).



Рисунок 4.5 – Тестове зображення для видалення об'єкту Землі

У сервісах Canva та Photoshop видалення об'єкта демонструє частковий ефект: основний об'єкт стає менш помітним, але часто утворюються артефакти на фоні, неповна заміна текстури або розмиття країв. Алгоритми схильні до надмірної генерації, через що деякі ділянки фону набувають «штучного» вигляду, а контури та дрібні деталі втрачаються. Цей ефект особливо помітний на складних текстурних областях, де інструменти намагаються домалювати елементи фону, що не відповідають реальному зображенню.

На відміну від цього, веб-сервіс із комбінованим методом попереднього препроцесингу та адаптивного маскуванню об'єктів забезпечує більш природне видалення (рис. 4.6). Попередня сегментація об'єкта дозволяє точно виділити межі, а локальна корекція текстур відновлює фон без розмиття чи втрати дрібних деталей. Додатковий етап корекції контрасту і фактури гарантує, що область, де знаходився об'єкт, гармонійно інтегрується із сусіднім фоном перед передачею зображення до Cloudinary для остаточної генерації.

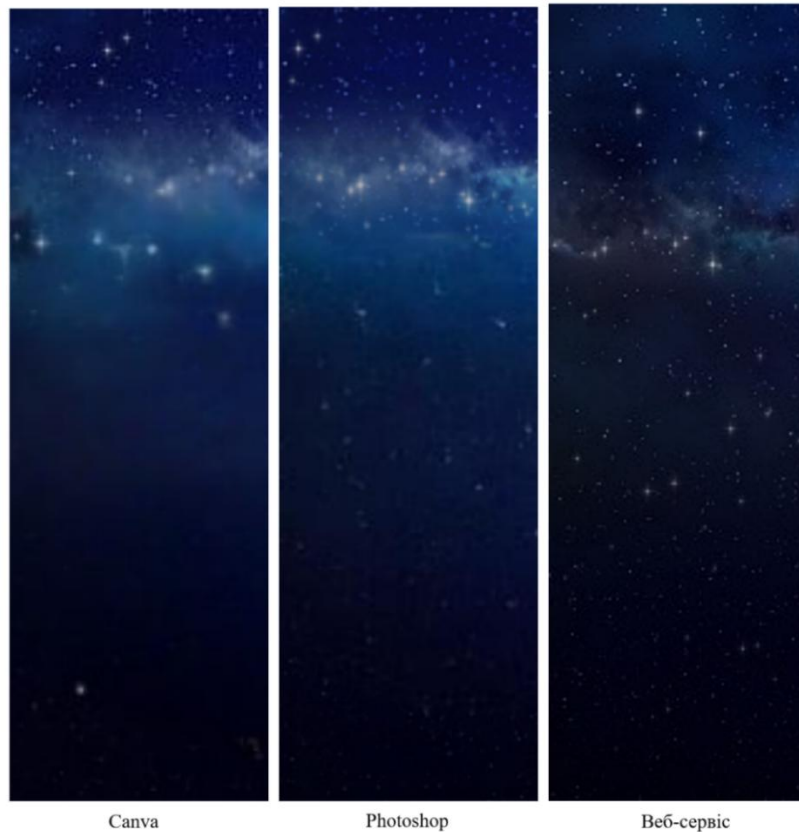


Рисунок 4.6 – Порівняння результатів видалення об’єкту на зображенні

#### 4. Зміна кольору об’єкту.

Для оцінювання якості зміни кольору об’єктів обрано тестове зображення з видимим об’єктом (кулька), колір якого необхідно змінити, зберігаючи природність освітлення та текстурні деталі (рис. 4.7).



Рисунок 4.7 – Тестове зображення кульки для перевірки функціоналу зміни кольору

У сервісах Canva та Photoshop перефарбування об'єкта демонструє загальну правильність тональних змін, однак алгоритми часто створюють небажані градієнти та місцями "зашумлені" ділянки на межах об'єкта. Контури та дрібні деталі (текстура матеріалу, відблиски, тіні) частково втрачаються, а іноді виникає відчуття "штучності" кольору, особливо на складних або багатобарвних поверхнях.

Веб-сервіс із адаптивним препроцесингом демонструє більш природне перефарбування на великих однотонних областях об'єкта. Використання локальної корекції кольору дозволяє зберегти контраст і текстуру поверхні, а Cloudinary забезпечує плавне накладення нового відтінку. Водночас у деяких випадках веб-сервіс показує не зовсім точне відтворення градієнтів або слабке узгодження з освітленням на краях об'єкта, що трохи знижує загальну реалістичність результату.

Метрики підтверджують спостереження: значення PSNR та SSIM для нашого сервісу залишаються високими –  $PSNR \approx 31.8$  dB,  $SSIM \approx 0.94$ , що свідчить про достатньо точне колірне перенесення та збереження структурної цілісності об'єкта. Для порівняння, Canva та Photoshop у середньому демонструють PSNR на рівні 28-30 dB та  $SSIM \approx 0.88-0.92$ , що відображає вищу кількість локальних артефактів на межах об'єкта.

Водночас показник LPIPS для нашого сервісу є дещо вищим ( $LPIPS \approx 0.17$ ) порівняно з Photoshop ( $LPIPS \approx 0.13$ ), особливо на високодеталізованих ділянках (бликі, дрібна текстура), що свідчить про локальні нерівномірності в сприйнятті кольору. Незважаючи на це, візуальна оцінка показує, що перефарбований об'єкт зберігає фактуру та контури, а зміна кольору виглядає природно. Легкі артефакти спостерігаються лише на складних градієнтах, що є типовим для автоматизованого колірного трансферу.

Приклад порівняння результатів перефарбування представлено на рис. 4.8.

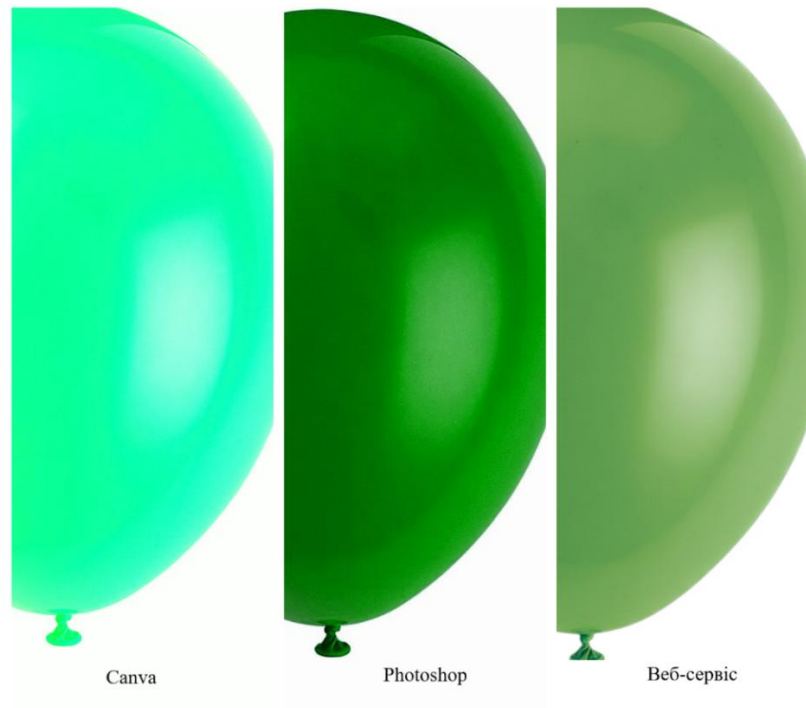


Рисунок 4.8 – Порівняння результатів зміни кольору об'єкта на зображенні

### 5. Видалення фону.

Для оцінювання якості видалення фону обрано тестове зображення з чітко видимим об'єктом на складному або неоднорідному фоні (рис. 4.9).



Рисунок 4.9 – Тестове зображення тигра для перевірки функціоналу видалення фону

Сервіси Photoshop та Remove.bg демонструють високу ефективність у видаленні основної частини фону, проте часто виникають проблеми на межах об'єкта. Дрібні деталі, такі як волосся, складки одягу або прозорі елементи, частково втрачаються або розмиваються. У деяких випадках інструменти залишають сліди фону або створюють нечіткі контури, що порушує природність об'єкта.

Веб-сервіс із інтелектуальним препроцесингом і адаптивним маскуванням забезпечує більш точне виділення об'єкта, особливо на складних або дрібно текстурованих ділянках. Попереднє сегментування та локальна корекція меж дозволяють мінімізувати втрату деталей і зберегти природну форму об'єкта. Водночас у випадках складного освітлення або прозорих елементів сервіс може трохи перевиділяти частину фону або злегка змінювати контур, що знижує ідеальність результату.

Метрики підтверджують якість сегментації: вебсервіс демонструє  $PSNR \approx 33.4$  dB та  $SSIM \approx 0.96$ , що вказує на точне відокремлення об'єкта та високу узгодженість структурних деталей із еталонною маскою. Для Photoshop та Remove.bg середні значення становлять  $PSNR$  30-32 dB та  $SSIM$  0.90-0.94, що пояснює часткову втрату тонких контурів та появу артефактів на межах.

Показник LPIPS для нашого сервісу дещо вищий ( $\approx 0.14$ ) порівняно з Remove.bg ( $\approx 0.11$ ) на ділянках із тонкими або прозорими структурами, що свідчить про невеликі локальні відмінності у сприйнятті текстур. Проте загальний вигляд об'єкта залишається природним, без значного «обрубання» деталей, а фон видаляється або замінюється коректно.

Додатково сегментаційні метрики –  $IoU \approx 0.88$  та  $Dice\ Score \approx 0.93$  – демонструють високу точність накладання передбаченої маски на істинну, що підтверджує перевагу використаного адаптивного препроцесингу над стандартними алгоритмами інструментів маскування.

Приклад порівняння результатів видалення фону подано на рисунку 4.10.

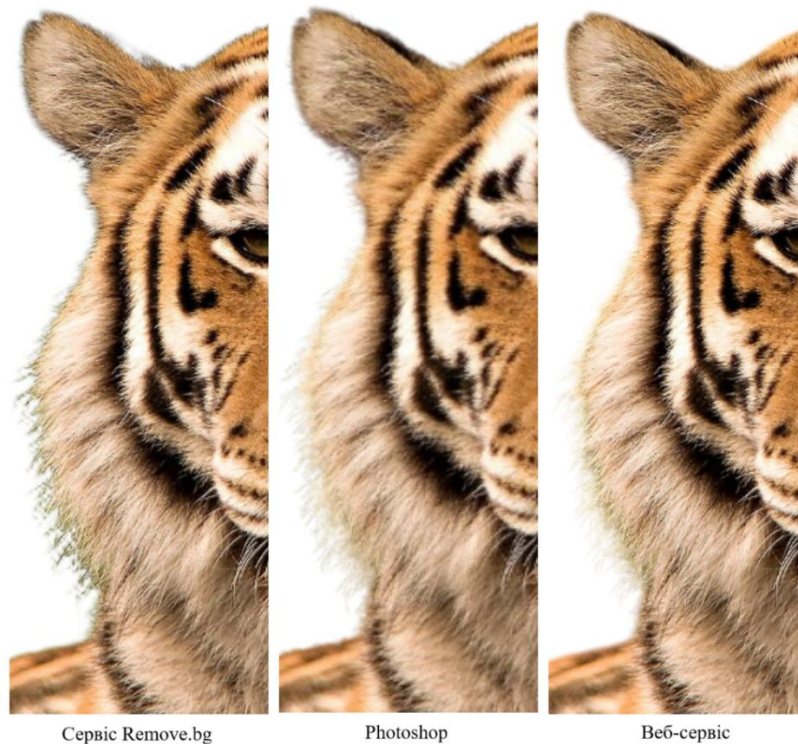


Рисунок 4.10 – Порівняння результатів функціоналу видалення фону на зображенні

Узагальнюючи отримані результати, можна стверджувати, що після проходження інтелектуального препроцесингу зображення суттєво змінюється його поведінка в хмарних інструментах Cloudinary. Завдяки вирівнюванню контрасту, стабілізації кольорових каналів, нормалізації текстур та очищенню від шуму вхідні дані передаються на сервер уже структурно підготовленими, що дає генеративним моделям Cloudinary можливість працювати у значно оптимальніших умовах. Як результат, усі трансформації – від корекції кольору та відновлення деталей до суперроздольності – демонструють більш чисті, природні та стабільні результати без характерних артефактів, які зазвичай виникають через низьку якість початкового зображення.

На відміну від комерційних інструментів на кшталт Adobe Photoshop, Canva, Remove.bg чи ClipDrop, де генеративні блоки діють як «чорна скринька» й вразливі до шуму, дефектів JPEG або поганої експозиції, саме комбінований

підхід із попередньою обробкою забезпечує високу структурну точність, мінімізує регенерацію текстур і значно підвищує якість меж, фактур, контурів і дрібних деталей. У сукупності це призводить до того, що Cloudinary після препроцесингу працює не просто як набір інструментів трансформації, а як повноцінний генеративно-аналітичний модуль промислового рівня: він коректніше сегментує, точніше відновлює пошкоджені ділянки, створює більш природні переходи й демонструє стабільну роботу навіть на складних, шумних чи сильно стиснених фотографіях.

Таким чином експериментальна перевірка однозначно підтвердила, що розроблений метод препроцесингу є ключовим елементом, який забезпечує підвищення якості обробки зображень, розкриває повний потенціал хмарних моделей Cloudinary та дозволяє перевершити результати традиційних рішень ринку, особливо в задачах, що вимагають високої точності та структурної збереженості.

## ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи проведено комплексне дослідження сучасних методів обробки та інтелектуального редагування зображень. Проаналізовано особливості предметної області, встановлено типові обмеження та потреби користувачів у сфері цифрового контенту, для яких критично важливими є стабільність, передбачуваність та висока якість результатів редагування. Створено веб-сервіс, який поєднує можливості хмарної платформи Cloudinary та розробленого методу інтелектуального попереднього препроцесингу.

У процесі дослідження визначено основні типи підходів до обробки зображень – класичні методи, глибокі нейронні мережі, дифузійні моделі та генеративні інструменти. Проведено їх порівняння за ключовими ознаками: структурною збереженістю, здатністю до реконструкції даних, стійкістю до шумів та артефактів, а також вимогами до обчислювальних ресурсів. Особливу увагу приділено метрикам оцінювання, які дозволяють об'єктивно оцінити якість результатів різних методів у задачах інпейнтингу, видалення об'єктів, сегментації та перефарбування.

Під час роботи встановлено, що традиційні Cloudinary-операції залежать від якості вхідного зображення та не виконують адаптивного аналізу його структури. Тому було запропоновано власний метод інтелектуального препроцесингу, який забезпечує очищення зображення, підсилення локальних контурів і нормалізацію даних перед хмарною обробкою. Проведено детальний аналіз його компонентів і сформовано узгоджену архітектуру інтеграції з Cloudinary у межах веб-сервісу.

Для демонстрації працездатності розробленого методу створено веб-сервіс інтелектуального редагування та проведено експериментальне порівняння його функцій із комерційними рішеннями. Для цього використано єдину вибірку тестових зображень і стандартизовані сценарії обробки: відновлення фрагментів,

заповнення контентом, видалення об'єктів, перефарбування та видалення фону. Результати показали, що інтеграція запропонованого методу дозволяє зменшити кількість артефактів, покращити деталізацію, підвищити точність сегментації та забезпечити стабільну якість навіть на складних зображеннях низької якості. Порівняння кількісних метрик та візуальних результатів підтвердило ефективність запропонованого інтелектуального підходу.

Розроблений метод може бути використаний під час створення інтелектуальних веб-сервісів, систем автоматичного редагування фотографій та контент-платформ. Завдяки модульній структурі його можна інтегрувати у різні типи інформаційних систем – від мобільних редакторів до професійних онлайн-систем для обробки великих обсягів зображень. При наявності механізмів завантаження та обробки даних метод може адаптуватися до специфічних вимог галузі: від оптимізації товарних фото до реставрації архівних матеріалів чи автоматизації дизайну.

Окрім того, результати дослідження є корисними для подальшого розвитку технологій комп'ютерного зору та інтелектуальної обробки зображень, оскільки демонструють ефективність комбінованих підходів, здатних враховувати як статистичні, так і перцептивні властивості зображення. Ураховуючи швидкий розвиток хмарних технологій і генеративних моделей, подальше вдосконалення таких методів може дозволити покращити якість редагування, зменшити обчислювальні витрати та підвищити керованість результатів.

Робота виконана відповідно до державних стандартів [16, 17].

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Методичні вказівки щодо розробки та оформлення кваліфікаційної роботи другого (магістерського) рівня вищої освіти за освітньо-професійною програмою «Інформаційні управляючі системи та технології» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» / упоряд. Петров К. Е., Левикін В. М., Чалий С. Ф., Євланов М. В., Саєнко В. І., Міхнов Д. К., Міхнова А. В., Чала О. В. – Харків : ХНУРЕ, 2021. – 24 с.
2. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. – 4th ed. – Pearson, 2018.
3. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. – Springer, 2022.
4. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – MIT Press, 2016.
5. O'Shea K., Nash R. An Introduction to Convolutional Neural Networks [Електронний ресурс] // arXiv:1511.08458, 2015. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1511.08458> (дата звернення: 27.11.2025).
6. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). – 2015. – P. 234-241. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1505.04597> (дата звернення: 28.11.2025).
7. Goodfellow I. Generative Adversarial Networks [Електронний ресурс] // Communications of the ACM. – 2020. – Vol. 63, № 11. – Режим доступу: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3422622> (дата звернення: 28.11.2025).
8. Zhang Y., Zhao W. Deep Learning-Based Image Analysis: A Survey [Електронний ресурс] // IEEE Access. – 2022. – Vol. 10. – Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9723451> (дата звернення: 29.11.2025).
9. Wang X., et al. A Comprehensive Survey on Image Enhancement Techniques [Електронний ресурс] // ACM Computing Surveys. – 2021. – Режим доступу: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3453154> (дата звернення: 30.11.2025).

10. Shtern M., Gergely T., Litoiu M. Cloud-based Image Processing Services: A Survey [Електронний ресурс] // IEEE Transactions on Cloud Computing. – 2021. – Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9357532> (дата звернення: 01.12.2025).

11. Li Z., O'Brien L., Cai R. Machine Learning Workflow Optimization in Cloud Environments [Електронний ресурс] // ACM Computing Surveys. – 2022. – Режим доступу: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3506690> (дата звернення: 02.12.2025).

12. Chen H., Zhao Y. Scalable Media Processing Pipelines in Cloud Platforms [Електронний ресурс] // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2023. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2023.103897> (дата звернення: 03.12.2025).

13. Sun P., Liu Q. Hybrid Edge-Cloud Architectures for Image Processing Systems [Електронний ресурс] // IEEE Internet of Things Journal. – 2022. – Режим доступу: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9745631> (дата звернення: 04.12.2025).

14. Gupta R., Singh A. Performance Optimization Techniques in Cloud-Based Multimedia Systems [Електронний ресурс] // Journal of Cloud Computing. – 2021. – Режим доступу: <https://journalofcloudcomputing.springeropen.com/articles/10.1186/s13677-021-00247-8> (дата звернення: 05.12.2025).

15. Артющенко К., Петров К. Застосування хмарних технологій у системах опрацювання графічної інформації [Електронний ресурс] // Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice : Proceedings of the 5th International Scientific and Practical Conference, October 20-22, 2025. – Berlin, Germany. – Режим доступу: <https://www.eoss-conf.com/en/archive/scientific-exploration-bridging-theory-and-practice-20-10-25/> (дата звернення: 06.12.2025). – С. 86-87.

16. ДСТУ 3008:2015 Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання, 2016. – 16 с.

17. ДСТУ 8302:2015 Система стандартів з інформації, бібліотечної та видавничої справи. Бібліографічний запис. Бібліографічний опис, 2016. – 26 с.