МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ КОМП'ЮТЕРНОЇ ФІЗИКИ ТА ЕНЕРГЕТИКИ

Кафедра комп'ютерної фізики

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА

до кваліфікаційної роботи
за освітньо-кваліфікаційним рівнем магістр

«Інвертована обробка сигналу зображення»

Виконав: студент 2 курсу, групи НФ-64
Осипов І.М.
спеціальність:
105 Прикладна фізика та наноматеріали
освітня програма: Комп'ютерна фізика
Керівник: доц. Лісін Денис
Олександрович
Рецензент:

Харків – 2023

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

Навчально-науковий інститут комп'ютерної фізики та енергетики

Кафедра комп'ютерної фізики

Рівень вищої освіти (освітньо-кваліфікаційний рівень) магістр

Спеціальність: 105 Прикладна фізика та наноматеріали

Освітня програма: Комп'ютерна фізика

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Костянтин НЕМЧЕНКО

підпис

«____» _____2023 року

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу магістра студентові

Осипову Івану Миколайовичу

1. Тема роботи «Інвертована обробка сигналу зображення» керівник роботи: доц. Лісін Денис Олександрович. затверджені наказом по університету від 20 січня 2023 № 4201 – 5/163.

2. Строк подання студентом роботи 19 травня 2023 р.

3. Перелік питань, які потрібно вирішити:

1)Провести комплексний огляд літератури, пов'язаної з цифровою обробкою зображень, зосередившись на використанні методів обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображень.

2)Проаналізувати та оцінити переваги та обмеження існуючих методів зменшення шумів на зображеннях, покращення деталізації зображень та реставрації зображень.

3)Розробити нові алгоритми обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображень, включаючи зменшення шуму, покращення деталізації та реставрацію, та порівняти ефективність цих алгоритмів з існуючими методами.

4)Реалізувати розроблені алгоритми у програмних продуктах та протестувати їх на різноманітних зображеннях для оцінки їх ефективності у покращенні якості зображень.

5)Зробити висновки за результатами дослідження та запропонувати подальші напрямки вдосконалення запропонованих алгоритмів та їх застосування в різних сферах цифрової обробки зображень.

4.План роботи

№ з/п	Назви етапів роботи
1	Вибір теми.
2	Затвердження теми на кафедрі
3	Робота над літературою та іншими джерелами
4	Написання вступу до роботи та першого розділу
5	Написання другого розділу
6	Написання третього розділу
7	Завершення написання кваліфікаційної роботи (висновки та література)
8	Подача науковому керівнику
9	Обговорення відгуку та, рецензії. Підготовка до захисту
10	Попередній захист
11	Захист

5. Дата видачі завдання 10 квітня 2023 р.

Студент _____ Іван ОСИПОВ

підпис

Керівник роботи _____ Денис ЛІСІН

підпис

РЕФЕРАТ

Осипов Іван «Інвертована обробка сигналу зображення»
Кваліфікаційна робота магістра з прикладної фізики. – Х.: Харківській національний університет імені В. Н.Каразіна, 2022. – 49 с.

У цій роботі досліджується застосування методів обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображень при цифровій обробці зображень. В роботі розглядаються переваги та обмеження різних аналітичних та обчислювальних методів для визначення ефективності підходу обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображень. Робота містить всебічний огляд основних принципів та ідей, що лежать в основі обробки інвертованих сигналів, а також їх потенційних застосувань в обробці зображень, зокрема, для згладжування, підвищення різкості та реставрації зображень. На основі проведеного аналізу в дисертації запропоновано оригінальні методи покращення якості зображень з використанням підходу обробки інвертованих сигналів.

На завершальному етапі дослідження розроблені алгоритми було реалізовано у програмних продуктах, за допомогою яких було оцінено ефективність запропонованих методів покращення якості зображень.

Однак необхідні подальші дослідження для тестування запропонованих методів у реальних умовах та оцінки їхньої продуктивності за різних умов. Крім того, робота пропонує можливості для подальших досліджень і вдосконалення запропонованих методів з метою оптимізації їхньої продуктивності та усунення потенційних обмежень у підвищенні якості зображення за допомогою обробки інвертованих сигналів.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ОБРОБКА ІНВЕРТОВАНИХ СИГНАЛІВ, ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ, РЕСТАВРАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ

ABSTRACT

Ivan Osypov "Invertible image signal processing"
Master's thesis in applied physics. – Kh.: Kharkiv National University named after V. N. Karazin, 2022. – 49 p.

This paper explores the application of inverted signal processing techniques for enhancing picture quality in digital image processing. The work examines the advantages and limitations of various analytical and computational methods for determining the effectiveness of the inverted signal processing approach in enhancing picture quality.

The thesis provides a comprehensive overview of the main principles and ideas behind inverted signal processing and its potential applications in image processing, including denoising, sharpening, and restoration of images. Based on the conducted analysis, the thesis proposes original methods for improving picture quality by utilizing the inverted signal processing approach.

At the final stage of the research, the developed algorithms were implemented in software products, which were used to evaluate the effectiveness of the proposed methods in enhancing picture quality.

However, further research is needed to test the proposed methods in real-world settings and assess their performance under various conditions. Additionally, the thesis suggests opportunities for further research and improvements of the proposed methods to optimize their performance and address potential limitations in enhancing picture quality using inverted signal processing.

KEY WORDS: INVERTIBLE SIGNAL PROCESSING, ENHANCING PICTURE QUALITY, RESTORATION OF IMAGES.

ЗМІСТ

ВСТУП 7

1. ВСТУП ТА СУЧАСНІ ВИКЛИКИ В ОБРОБЦІ ЗОБРАЖЕНЬ: ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ І ПОЯВА ОБРОБКИ ІНВЕРТОВАНИХ СИГНАЛІВ 9

1.1. Вступ до розділу 9

1.2. Цифрові зображення у сучасності 10

1.3. Важливість роздільної здатності цифрових зображень 12

1.4. Сучасні проблеми, пов'язані з обробкою зображень 13

1.5. Існуючі рішення для оброботки зображень 15

1.6. Огляд викликів в обробці зображень 17

1.6. Висновки до розділи 19

2. ІНВЕРТОВАННА ОБРОБКА СИГНАЛІВ ЗОБРАЖЕННЯ (INVISP) 21

2.1. Постановка задачі 21

2.2. Традиційний ISP аналіз 22

2.3. Метод інвертованної обробки сигналів 24

2.4 Диференційований симулятор JPEG 27

2.5 . Висновки до розділу 29

3. ПРАКТИЧНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ 31

3.1. Постановка експерименту 31

3.2. Існуючі рішення 31

3.3. Висновки до розділу 35

ВИСНОВКИ 37

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 39

ВСТУП

Актуальність теми. Тема обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображення в цифровій обробці зображень є дуже актуальною в сучасному світі, де зображення відіграють вирішальну роль у різних сферах, таких як розваги, соціальні мережі та наукові дослідження. Обробка інвертованих сигналів - це потужний метод, який можна використовувати для покращення якості зображень шляхом зменшення шуму, покращення деталей зображення та відновлення зображень, які були погіршені внаслідок різних факторів, таких як стиснення, передача або зберігання. Зі зростанням попиту на високоякісні зображення в різних сферах застосування, розробка ефективних методів обробки зображень, таких як обробка інвертованих сигналів, має вирішальне значення для задоволення зростаючих потреб користувачів. Більше того, застосування обробки інвертованих сигналів в обробці зображень може мати значний вплив у таких галузях, як медична візуалізація, спостереження та дистанційне зондування, де якість зображення має вирішальне значення для точної діагностики, моніторингу та аналізу. Тому актуальність теми обробки інвертованих сигналів для підвищення якості зображень не викликає сумнівів, а розробка нових і вдосконалених методів у цій галузі має велике значення для різних сфер.

Основною метою дипломної роботи є створення оригінального методу для обробки зображень, яка надасть можливість використовувати алгоритм інвертованої обробки сигналів для покращення якості зображень.

Об’єкт дослідження — реставрація стиснутого зображення.

Предмет дослідження – типи збереження зображень та конвертація між типами.

Методи дослідження – математичні методи з допомогою машинного навчання.

Наукова новизна одержаних результатів – розроблено додаток, який позволяє відтворювати якісне зображення з стиснутого формату.

Практичне значення отриманих результатів:

– використання методів обробки інвертованих сигналів для підвищення якості зображень у цифровій обробці зображень.

– систематичне дослідження придушення шумів на зображеннях, покращення деталізації зображень та відновлення зображень

– реалізація в програмних продуктах та тестування на різноманітних зображеннях. Результати показали, що запропоновані методи ефективно покращують якість зображень у різних сферах застосування. Подальші дослідження мають бути зосереджені на вдосконаленні запропонованих методів та застосуванні їх до нових і більш складних задач обробки зображень.

Структура і обсяг роботи. Магістерська робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг роботи становить 48 сторінок, із них основного тексту 27 сторінок, 5 рисунків за текстом, список використаних джерел із 46 найменувань на 10 сторінках.

1. ВСТУП ТА СУЧАСНІ ВИКЛИКИ В ОБРОБЦІ ЗОБРАЖЕНЬ: ОГЛЯД ІСНУЮЧИХ РІШЕНЬ І ПОЯВА ОБРОБКИ ІНВЕРТОВАНИХ СИГНАЛІВ

1.1. Вступ до розділу

Обробка зображень - це швидко зростаюча галузь знань, яка фокусується на аналізі та маніпулюванні зображеннями для вилучення корисної інформації. Сфери застосування обробки зображень дуже широкі і варіюються від медичної візуалізації та безпеки до розваг і реклами. Зі збільшенням використання цифрових зображень, попит на обробку зображень також значно зріс. Цей попит призвів до розробки складних алгоритмів і методів обробки зображень.

Метою обробки зображень є покращення зображень, щоб зробити їх більш корисними для людини-спостерігача або машинної обробки. Методи обробки зображень дозволяють покращити якість зображень, вилучити з них корисну інформацію та трансформувати зображення для задоволення конкретних потреб. Зі зростанням важливості обробки зображень фокус уваги зміщується в бік розробки ефективних і надійних алгоритмів, які можуть обробляти зображення в режимі реального часу.

Традиційний підхід до обробки зображень передбачав ручну обробку, яка забирала багато часу і була схильна до помилок. Однак з розвитком технологій цифрової обробки зображень комп'ютерна обробка зображень стала більш поширеною. Методи цифрової обробки зображень забезпечують швидкі та точні результати і зробили революцію в галузі обробки зображень.

Розвиток алгоритмів цифрової обробки зображень уможливив обробку та аналіз зображень у режимі реального часу. Одним з ключових напрямків досліджень у галузі цифрової обробки зображень є розробка алгоритмів покращення зображень. Алгоритми покращення зображень мають на меті покращити якість зображення шляхом збільшення його контрастності, зменшення шуму або покращення певних характеристик. Алгоритми

покращення зображень знаходять застосування, зокрема, в медичній візуалізації, спостереженні та супутниковій зйомці.

Попит на високоякісні зображення також призвів до розвитку алгоритмів комп'ютерного зору. Алгоритми комп'ютерного зору використовують методи обробки зображень для аналізу та інтерпретації зображень. Застосування комп'ютерного зору широке і варіюється від автономних транспортних засобів до безпеки та спостереження.

Останніми роками потужною технікою для обробки зображень стало глибоке навчання. Алгоритми глибокого навчання використовують нейронні мережі для вивчення шаблонів і особливостей зображень. Використання глибинного навчання призвело до значного підвищення точності алгоритмів обробки зображень.

Таким чином, обробка зображень є важливою галуззю знань з широким спектром застосувань. Розробка складних алгоритмів і методів обробки зображень зробила можливим обробку зображень в режимі реального часу і призвела до значного поліпшення якості і точності обробки зображень. Фокус зміщується в бік розробки ефективних і надійних алгоритмів для обробки зображень, а глибоке навчання стало потужною технікою для цієї мети.

1.2. Цифрові зображення у сучасності

Цифрові зображення стали невід'ємною частиною сучасного суспільства і мають багато застосувань у різних сферах, таких як мистецтво, розваги, медицина та інженерія. Термін "цифрове зображення" означає представлення двовимірного візуального шаблону за допомогою числових даних, яке може бути виведене на екран або роздруковане на папері.

Цифрові зображення можуть бути створені різними способами, включаючи захоплення зображень за допомогою цифрових камер, сканування існуючих фотографій або документів, або створення зображень за допомогою програмного забезпечення для комп'ютерної графіки. Незалежно від способу створення, цифрові зображення складаються з пікселів, які є найменшими

одиницями зображення. Кожен піксель має певне значення кольору і яскравості, яке визначається числовими даними, що зберігаються у файлі зображення.

Однією з ключових переваг цифрових зображень над традиційними плівковими зображеннями є можливість легко маніпулювати ними та редагувати. Цифрова обробка зображень - це використання комп'ютерних алгоритмів для покращення, аналізу та перетворення цифрових зображень. Це дає змогу виконувати низку завдань з обробки зображень, таких як підвищення різкості розмитих зображень, видалення шуму, регулювання контрастності та яскравості, а також об'єднання кількох зображень.

Однак цифрова обробка зображень також створює низку проблем, які необхідно вирішувати. Однією з головних проблем є великий обсяг даних, який зазвичай пов'язаний з цифровими зображеннями, що може призвести до проблем зі зберіганням та обробкою. Зображення з високою роздільною здатністю можуть вимагати значних обсягів пам'яті, а обробка великої кількості зображень може потребувати значних обчислювальних потужностей і часу.

Ще однією проблемою є потенційна втрата інформації під час процесу отримання зображень. Цифрові зображення зазвичай отримують за допомогою датчиків, які можуть не захопити всю доступну інформацію про сцену. Це може призвести до втрати деталей, спотворення або інших артефактів на отриманому зображенні. Крім того, на якість зображення може впливати шум, який може виникати з різних джерел, таких як датчик або навколишнє середовище.

Цифрові зображення також схильні до цілої низки артефактів обробки зображень. Алгоритми обробки зображень можуть створювати нові артефакти, такі як дзвін або розмиття, або посилювати існуючі артефакти, такі як шум або спотворення. Ці артефакти можуть впливати на візуальну якість зображення, а також на точність подальших завдань аналізу зображень.

Нарешті, існують також етичні проблеми, пов'язані з цифровою обробкою зображень. Зображеннями можна легко маніпулювати або змінювати, що може призвести до створення оманливої або неправдивої інформації. Це може мати

значні наслідки в таких галузях, як журналістика, де точне і неупереджене висвітлення подій є критично важливим.

Отже, цифрові зображення стали невід'ємною частиною сучасного суспільства і мають багато застосувань у різних галузях. Однак, обробка цифрових зображень пов'язана з низкою проблем, які необхідно вирішувати. Ці проблеми включають питання зберігання та обробки, втрату інформації під час отримання зображень, артефакти обробки зображень та етичні проблеми, пов'язані з маніпуляціями із зображеннями. Незважаючи на ці виклики, розвиток методів цифрової обробки зображень уможливив низку важливих застосувань у таких галузях, як медицина, інженерія та розваги.

1.3. Важливість роздільної здатності цифрових зображень

Цифрові зображення стали невід'ємною частиною сучасного життя - від соціальних мереж і цифрового мистецтва до наукових досліджень і медичної візуалізації. Хоча багато людей знайомі з базовою концепцією цифрових зображень, менше розуміють важливість роздільної здатності зображення і те, як вона може впливати на якість і корисність зображення.

Роздільна здатність зображення - це кількість пікселів у зображенні, яка визначає рівень деталізації та чіткості. Чим вища роздільна здатність, тим більше деталей і чіткості матиме зображення, але й тим більший розмір файлу. Іншими словами, роздільна здатність - це компроміс між деталізацією та розміром файлу.

У більшості випадків висока роздільна здатність є бажаною, оскільки вона дозволяє захопити і зберегти більше деталей на зображенні. Наприклад, у медичній візуалізації висока роздільна здатність необхідна для точної діагностики та лікування пацієнтів. У наукових дослідженнях зображення з високою роздільною здатністю мають вирішальне значення для розуміння структур і функцій клітин, тканин і органів. У цифровому мистецтві та фотографії висока роздільна здатність може підвищити загальну якість і деталізацію роботи.

Однак існують ситуації, коли нижча роздільна здатність може бути кращою. Наприклад, коли ви ділитеся зображеннями в Інтернеті або надсилаєте їх електронною поштою, файли меншого розміру легше і швидше завантажувати та вивантажувати. У потоковому відео низька роздільна здатність може використовуватися для зменшення буферизації та підвищення швидкості відтворення.

Важливо зазначити, що просте збільшення роздільної здатності не обов'язково покращує якість зображення. Інші фактори, такі як освітлення, фокус і баланс кольорів, також відіграють певну роль у визначенні загальної якості зображення. Крім того, якщо збільшити зображення понад його початкову роздільну здатність, воно може стати піксельним або розмитим, що знизить його загальну якість.

Однією з поширених проблем з цифровими зображеннями є те, що вони можуть бути стиснуті для зменшення розміру файлу. Стиснення може бути без втрат, коли дані не втрачаються, або з втратами, коли деякі дані відкидаються для досягнення меншого розміру файлу. Хоча стиснення може бути корисним для зменшення розміру файлу, воно також може призвести до втрати якості зображення. Стиснення з втратами може спричинити такі артефакти, як розмиття або пікселізація, що може бути особливо проблематичним для наукових або медичних зображень, де точність і чіткість мають першочергове значення.

1.4. Сучасні проблеми, пов'язані з обробкою зображень

Обробка зображень - це галузь, що швидко розвивається і має багато викликів, які дослідники повинні подолати, щоб покращити якість зображень та уможливити їхній аналіз у різних сферах застосування. З розвитком технологій і зростаючою потребою в даних зображень, існує кілька сучасних проблем, які виникають при обробці зображень.

Однією з найважливіших проблем є здатність обробляти великомасштабні дані зображень. Зі зростанням популярності камер високої роздільної здатності

розмір файлів зображень постійно зростає, що ускладнює зберігання та обробку таких даних. Наприклад, система обробки зображень у сучасному мікроскопі може генерувати кілька терабайт даних за один експеримент. Така величезна кількість даних вимагає ефективних методів стиснення, зберігання та обробки.

Ще одним викликом є досягнення високої точності сегментації зображень, що є критично важливим процесом в обробці зображень. Сегментація зображень має на меті розділити зображення на різні області або об'єкти для вилучення значущої інформації. Однак сегментація зображень з високою точністю є складним завданням, особливо коли зображення містить шум або коли об'єкт, що цікавить, має складну форму чи текстуру.

Більше того, розробка алгоритмів глибокого навчання для обробки зображень створила нові виклики в цій галузі. Методи глибокого навчання продемонстрували чудову продуктивність у різних додатках для обробки зображень, таких як виявлення та класифікація об'єктів, зменшення шуму та надвисока роздільна здатність зображень. Однак навчання глибоких нейронних мереж вимагає значного обсягу маркованих даних, які не завжди є доступними. Крім того, інтерпретованість моделей глибокого навчання викликає значне занепокоєння, особливо в критично важливих для безпеки додатках, таких як медична візуалізація.

Ще однією сучасною проблемою в обробці зображень є складність обробки зображень, знятих у різних середовищах або за різних умов освітлення. Зміна освітлення може призвести до значних змін у зовнішньому вигляді зображення, що впливає на продуктивність багатьох алгоритмів обробки зображень, таких як зіставлення, розпізнавання та сегментація зображень.

Нарешті, з ростом використання методів обробки зображень у різних додатках з'явилися проблеми конфіденційності та безпеки. Наприклад, технологія розпізнавання облич викликає етичні занепокоєння щодо використання особистої інформації та можливості зловживань.

Отже, обробка зображень - це захоплююча галузь з багатьма сучасними проблемами, які дослідники повинні вирішувати, щоб покращити якість і

зручність використання даних зображень. Обробка великомасштабних даних зображень, досягнення високої точності сегментації, навчання алгоритмів глибокого навчання, робота з різними умовами освітлення, а також забезпечення конфіденційності та безпеки - ось деякі з поточних проблем, які повинні вирішувати дослідники, що займаються обробкою зображень.

1.5. Існуючі рішення для оброботки зображень

Обробка зображень є сферою, що швидко розвивається, і існує декілька рішень для подолання проблем у цій галузі. Існуючі рішення можна умовно розділити на дві категорії: традиційні методи обробки зображень і сучасні методи глибокого навчання.

Традиційні методи обробки зображень передбачають застосування до зображення набору математичних алгоритмів для вилучення корисної інформації. Ці методи широко використовуються вже кілька років і добре зарекомендували себе. Вони включають такі методи, як фільтрація, сегментація, виявлення країв і виділення особливостей. Методи фільтрації, такі як середня фільтрація, медіанна фільтрація і гауссова фільтрація, широко використовуються для видалення шуму із зображення. Методи сегментації використовуються для розділення зображення на декілька областей, кожна з яких відповідає окремому об'єкту або частині об'єкта. Методи виявлення країв використовуються для виявлення меж між регіонами на зображенні. Методи виділення ознак використовуються для виділення важливих ознак із зображення, таких як форма, текстура і колір.

Хоча традиційні методи широко використовуються, вони мають певні обмеження. Наприклад, вони не здатні обробляти складні дані, такі як високорозмірні зображення або відео. Крім того, ці методи часто чутливі до змін умов освітлення, шуму та інших факторів навколишнього середовища. Тому останніми роками спостерігається зсув у бік використання методів глибокого навчання для обробки зображень.

Методи глибокого навчання - це підгрупа методів машинного навчання, які базуються на штучних нейронних мережах. Ці методи передбачають навчання моделі на великому наборі даних зображень для вивчення особливостей зображень. Навчену модель можна використовувати для обробки нових зображень. Перевага методів глибокого навчання полягає в тому, що вони здатні автоматично навчатися і адаптуватися до особливостей зображень, тим самим роблячи їх більш стійкими до змін факторів навколишнього середовища.

Однією з найпопулярніших методик глибокого навчання, що використовується в обробці зображень, є згорткові нейронні мережі (CNN). ШНМ призначені для розпізнавання шаблонів на зображеннях шляхом ідентифікації низькорівневих ознак, таких як краї та кути, і нарощування до високорівневих ознак, таких як фігури та об'єкти. Інший популярний метод глибокого навчання - генеративні змагальні мережі (GAN). GAN призначені для створення реалістичних зображень шляхом навчання на великому наборі даних зображень. Вони широко використовуються в таких додатках, як зафарбовування зображень, коли відсутні або пошкоджені частини зображення зафарбовуються.

Інші сучасні рішення для обробки зображень включають використання методів комп'ютерного зору, таких як виявлення об'єктів, розпізнавання зображень і класифікація зображень. Методи виявлення об'єктів передбачають ідентифікацію об'єктів на зображенні та їхню локалізацію шляхом малювання обмежувальних рамок навколо них. Методи розпізнавання зображень передбачають ідентифікацію вмісту зображення, наприклад, розпізнавання облич чи об'єктів. Методи класифікації зображень передбачають віднесення зображення до однієї з декількох категорій, наприклад, розрізнення різних видів тварин або рослин.

На закінчення, існує декілька існуючих рішень для вирішення проблем в обробці зображень. Хоча традиційні методи обробки зображень широко використовуються вже кілька років, сучасні методи глибокого навчання набули популярності завдяки своїй здатності обробляти складні дані та адаптуватися до

змін у факторах навколишнього середовища. З ростом доступності великих наборів даних і потужних обчислювальних ресурсів майбутнє обробки зображень виглядає багатообіцяючим.

1.6. Огляд викликів в обробці зображень

За останні роки сфера обробки зображень зазнала величезного прогресу завдяки розробці нових алгоритмів, покращенню апаратних можливостей та доступності величезних обсягів даних зображень. Однак, незважаючи на цей прогрес, у цій галузі все ще існує кілька проблем, які необхідно подолати, щоб розкрити весь потенціал програм обробки зображень.

Однією з головних проблем обробки зображень є питання якості зображень. Зі збільшенням доступності зображень і відео високої роздільної здатності стає все важче обробляти ці зображення в режимі реального часу, особливо з обмеженими апаратними ресурсами. Це призвело до розробки нових алгоритмів і методів, які дозволяють зменшити розмір зображень без суттєвого впливу на їхню якість. Однак такий підхід часто призводить до втрати інформації, що може вплинути на точність подальших завдань з обробки зображень.

Іншою важливою проблемою в обробці зображень є проблема класифікації та розпізнавання зображень. Хоча алгоритми глибокого навчання досягли значного прогресу в цій галузі, все ще існує кілька проблем, які потребують вирішення. Однією з основних проблем є відсутність достатньої кількості мічених даних. У багатьох випадках отримання мічених даних займає багато часу і коштує дорого, а в деяких випадках може бути взагалі неможливим. Це може суттєво обмежити точність алгоритмів розпізнавання зображень, особливо при роботі зі складними наборами даних.

Іншою важливою проблемою в обробці зображень є проблема виявлення та відстеження об'єктів. Виявлення об'єктів передбачає визначення наявності та розташування об'єктів на зображенні або відео, тоді як відстеження об'єктів передбачає відстеження руху об'єктів у часі. Ці завдання є складними, оскільки

вимагають поєднання виділення ознак, класифікації об'єктів і відстеження руху, і часто вимагають значних обчислювальних витрат. Крім того, алгоритми виявлення та відстеження об'єктів часто борються з оклюзією, коли об'єкти частково або повністю закриті, що ускладнює їх виявлення або відстеження.

Близькою проблемою в обробці зображень є проблема сегментації зображень. Сегментація зображення передбачає поділ зображення на окремі області на основі їхніх візуальних властивостей. Це критично важливе завдання в багатьох програмах обробки зображень, таких як медична візуалізація та комп'ютерний зір. Однак воно може бути складним, особливо коли йдеться про зображення, що містять складні структури або нечіткі межі. Крім того, алгоритми сегментації зображень часто борються з шумом та іншими артефактами на зображенні.

Нарешті, ще однією важливою проблемою в обробці зображень є проблема масштабованості. Зі збільшенням доступності великих наборів зображень і відео стає все більш важливою розробка алгоритмів, які можуть обробляти ці набори даних швидко і ефективно. Однак розробка масштабованих алгоритмів обробки зображень є складним завданням, оскільки вимагає балансу між обчислювальною ефективністю і точністю.

1.7. Висновки до розділу

Отже, обробка зображень стала важливою галуззю досліджень в останні роки. Вона має численні застосування в різних галузях, таких як охорона здоров'я, робототехніка, спостереження та розваги. Зростаючий попит на високоякісні зображення та відео призвів до розробки складних методів обробки зображень, які можуть ефективно вирішувати складні завдання.

Однак, незважаючи на значний прогрес, досягнутий у цій галузі, все ще існують певні проблеми, які потребують вирішення. Серед них - потреба в більш ефективних алгоритмах для обробки великих наборів даних, вдосконалення існуючих методів для задоволення постійно зростаючого попиту

на високоякісні зображення, а також розробка більш надійних методів для обробки зашумлених або пошкоджених зображень.

Для вирішення цих проблем дослідники запропонували різні рішення, включаючи алгоритми машинного навчання, методи глибокого навчання та алгоритми оптимізації. Ці методи виявилися дуже ефективними у вирішенні деяких проблем, пов'язаних з обробкою зображень. Наприклад, згорткові нейронні мережі (CNN) широко використовуються для класифікації, сегментації та виявлення об'єктів. Крім того, для покращення якості зображень були розроблені такі методи, як зашумлення та надвисока роздільна здатність.

Отже, обробка зображень - це сфера, що швидко розвивається, і щодня розробляються нові методи та алгоритми. Хоча існує ще багато проблем, які потребують вирішення, існуючі рішення дають великі перспективи для майбутнього обробки зображень. Оскільки дослідники продовжують вивчати і розробляти нові методи, ми можемо очікувати, що в найближчі роки ми побачимо ще більше захоплюючих застосувань обробки зображень.

2. ІНВЕРТОВАННА ОБРОБКА СИГНАЛІВ ЗОБРАЖЕННЯ (INVISP)

2.1. Постановка задачі

У цій роботі пропонується нове та ефективне рішення, що навчається, шляхом перепроектування конвеєра обробки сигналу з камери як інверсного, який можна влучно назвати Invertible ISP (InvISP). Наш InvISP, заснований на навчанні, дозволяє рендерити візуально привабливі RGB-зображення в прямому процесі та відновлювати майже ідеальної якості необроблені дані датчика зі стиснених RGB-зображень за допомогою зворотного процесу. Наші відновлені RAW-дані майже ідентичні реальним RAW-даним і дають змогу використовувати їх у програмах комп'ютерного зору, наприклад, для ретушування комп'ютерного зору, такі як ретушування зображень і реконструкція HDR, як показано на рисунку 2.1.

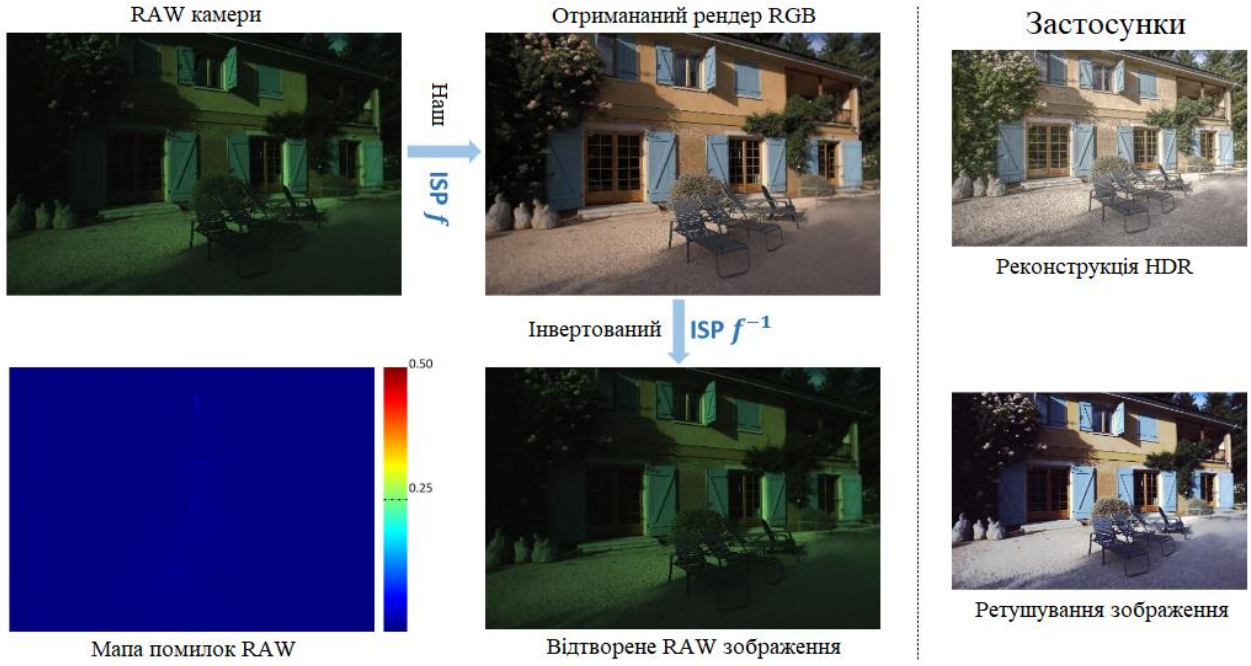


Рис. 2.1. Наша модель ISP може не тільки відтворювати візуально приємні RGB-зображення, але й відновлювати RAW-зображення, які майже не відрізняються від оригінальних RAW-даних.

2.2. Традиційний ISP аналіз

Сучасні цифрові камери застосовують ряд операцій, які утворюють конвеєр обробки сигналів зображення (ISP), для рендерингу даних RAW на зображення RGB, що читаються людиною. Ці операції включають баланс білого, демосайсинг, денойзинг, трансформацію колірного простору, відображення тону та інші [24]. Традиційно кожен крок інтернет-провайдера потребує інтенсивного налаштування для конкретних камер, а інвертування традиційних кроків провайдера є досить складним завданням. У цьому розділі ми аналізуємо існуючі модулі з втратою інформації в традиційному інтернет-провайдері. Ми показуємо, що кроки з втратами в традиційному інтернет-провайдері обмежують виконання RAW-реконструкції серії робіт [32, 7, 45], які спрямовані на синтез RAW з sRGB зображення. Ми переробляємо ISP в наскрізний інвертивний, який може обійти традиційні модулі, щоб мінімізувати втрату інформації під час RAW-даних і перетворення зображень JPEG, що додатково дозволяє відновити високоякісні RAW-дані.

Квантування і відображення тонів. Деякі кроки ISP, такі як демосайсинг і стиснення гами, можуть включати операції з поплавковою точкою, і, таким чином, квантування неминуче для перетворення даних у цілочисельний тип. Наприклад, функція округлення може привести (− 0,5, 0,5) похибку інтенсивності до пікселя в теорії. У контексті ISP, однак, крок відображення тону може збільшити похибку інтенсивності набагато більше, ніж ± 0,5. Крива відображення тонів зазвичай розроблена як S-крива, яка стискає значення високої інтенсивності та значення низької інтенсивності більше, ніж значення середньої інтенсивності [38, 5]. Як показано на рисунку 2.2.

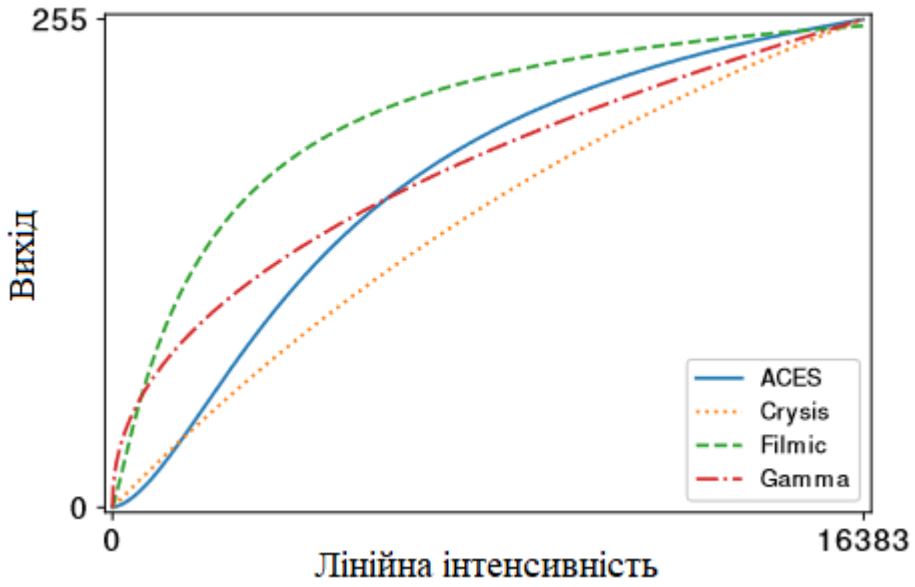


Рис. 2.2. Деякі популярні криві відображення тонів, що використовуються в іграх та галузях [38, 5].

Хоча сама функція відображення тону без втрат, наступне квантування спричиняє велику втрату інформації в надмірно закритих і недостатньо відкритих пікселях. Наприклад, в 14-бітному лінійному RAW-зображенні інтенсивність пікселів полягає в [16313, 16383], всі вони будуть квантовані до максимальної інтенсивності пікселів 255 8-бітного зображення RGB.

Для 14-бітного сирого зображення стиснення гами робить інтенсивність пікселів [16313, 16383] все це округляється до максимуму інтенсивність 255 після нормування до (0, 255). Цей крок може викликати помилку 0.004 RMSE на цьому пікселі. Таким чином, існуючим роботам [32, 7, 45] складно безпосередньо синтезувати 14-бітні RAW-дані зі своїх 8-бітних sRGB-аналогів, особливо в надмірно відкритих регіонах. Наш метод може зберегти набагато більш детальні дані RAW, навіть у пікселях високої інтенсивності.

Відсікання значень поза діапазоном. Відсікання значень є загальним кроком для нормалізації сирого значення в межах розумного діапазону, що може статися після трансформації колірного простору, демосейтингу, денойзингу та відображення тонів [1, 15, 35, 14]. Найбільш часто використовувана операція

відсікання значень схожа на min (max (x, 0), 1), яка відкине пікселі поза діапазоном при надмірних і недостатньо відкритих регіонах. Зауважте, що це обмежує ємність зображення для подальшого налаштування. Більш того, традиційні інтернет-провайдери вручну налаштовуються експертами в ізоляції, що накопичує помилку кліпу серед кроків ISP для доведення подальшої втраченої інформації. Наш наскрізний трубопровід спільно оптимізує всі кроки провайдера та полегшує проблему накопичення помилок кліпу для відновлення більш реалістичних зображень RAW.

Стиснення JPEG. Сучасні цифрові фотоапарати зберігають зображення RGB у форматі JPEG, втрата інформації якого ще більше викликає проблеми з реконструкцією зображень RAW. Конвеєр кодування JPEG складається з чотирьох основних етапів: перетворення колірного простору, дискретне косинусне перетворення (DCT), квантування та кодування ентропії [34]. В реальності квантування є єдиним кроком з втратами і не диференційовним в стисненні JPEG. Зауважте, що втрату інформації JPEG досить важко повернути назад. Таким чином, ми робимо скомпрометований крок, інтегруючи процедуру стиснення JPEG в наш процес оптимізації мережі, щоб полегшити втрату інформації. Щоб досягти цього, ми розробляємо диференційований симулятор JPEG, ретельно імітуючи процедуру стиснення JPEG і замінивши крок квантування диференційовним Перетворення Фур'є.

2.3. Метод інвертованної обробки сигналів

Позначимо простір даних RAW як X, а простір даних sRGB як Y. Наша мета - знайти обернену та бієктивну функцію, яка може відобразити точку даних з простору даних RAW у простір даних sRGB, позначену як $f : X \rightarrow Y$. Щоб досягти цього, класичні нейронні мережі потребують двох окремих мереж для апроксимації відображень $X \rightarrow Y$ та $Y \rightarrow X$ ре спектрально, що призводить до неточного бієктивного відображення і може накопичувати помилки одного відображення в іншому. Ми застосуємо альтернативний метод і використаємо афінні шари зв'язку в [12, 25], щоб уможливити інверсійність однієї мережі. Ми розробляємо наш інвертований ISP за допомогою компостування стека

інвертованих та траєкторних бієктивних функцій {fi}k i=0, тобто f = f0 ◦ f1 ◦ f2 ◦ - - - ◦ fk. Для заданої вибірки даних спостережень x, ми можемо отримати перетворення до цільової вибірки даних y через

$$\mathbf{y} = f_0 \circ f_1 \circ f_2 \circ \cdots \circ f_k(\mathbf{x}), \quad (1)$$

$$\mathbf{x} = f_k^{-1} \circ f_{k-1}^{-1} \circ \cdots \circ f_0^{-1}(\mathbf{y}). \quad (2)$$

Бієктивна модель fi реалізується за допомогою афінних шарів зв'язку. У кожному афінному шарі зв'язку, для входу m розмірності D і d < D, вихід n обчислюється як

$$\mathbf{n}_{1:d} = \mathbf{m}_{1:d}, \quad (3)$$

$$\mathbf{n}_{d+1:D} = \mathbf{m}_{d+1:D} \odot \exp\left(s\left(\mathbf{m}_{1:d}\right)\right) + t\left(\mathbf{m}_{1:d}\right), \quad (4)$$

де s та t - функції масштабу та трансляції з Rd 7 → RD-d, а - добуток Хадамара. Зауважимо, що функції масштабу та трансляції не обов'язково є оберненими, тому ми реалізуємо їх за допомогою нейронних мереж. Як зазначено в [12], шар зв'язку залишає деякі вхідні канали незмінними, що значно обмежує здатність цієї архітектури до навчання репрезентації. Щоб вирішити цю проблему, ми, по-перше, покращили [43] шар зв'язку (3) наступним чином

$$\mathbf{n}_{1:d} = \mathbf{m}_{1:d} + r(\mathbf{m}_{d+1:D}), \quad (5)$$

де r може бути довільною функцією з RD-d 7 → Rd. Обернений крок обернений крок легко отримати за формулою

$$\mathbf{m}_{d+1:D} = \left(\mathbf{n}_{d+1:D} - t\left(\mathbf{n}_{1:d}\right)\right) \odot \exp\left(-s\left(\mathbf{n}_{1:d}\right)\right), \quad (6)$$

$$\mathbf{m}_{1:d} = \mathbf{n}_{1:d} - r(\mathbf{m}_{d+1:D}). \quad (7)$$

Далі ми використовуємо інвертовану згортку 1 × 1, запропоновану в [25], як функцію перестановки, що навчається, щоб змінити порядок каналів для наступного шару афінного зв'язку. Ми вилучаємо просторову шахову маску, оскільки вона не дає очевидного покращення продуктивності [25]. Ми дотримуємося реалізації [10] і відключаємо пакетну нормалізацію [23] та вагову

нормалізацію, що використовуються в [12]. Для нашої задачі перетворення зображення в зображення, ми безпосередньо вивчаємо відображення RAW до RGB без явного моделювання латентного розподілу для стабілізації процесу навчання.

Зауважте, що розмір входу інверсної нейронної мережі повинен бути ідентичним розміру виходу. Таким чином, ми беремо на вхід білінійне демозайнування RAW-даних, що не знищить якість RAW-даних, а реверс білінійного демозайнування є тривіальною процедурою [7]. Для шару афінного зв'язку ми розділили вхідні дані на дві частини. Зауважимо, що хоча триканальний вхід не можна розділити рівномірно, інверсна згортка 1 × 1 гарантує, що незмінні компоненти оновлюються в наступному інверсному блоці. Таким чином, канали R, G і B залишаються однаково обробленими. Ми також виконуємо гамма-корекцію онлайн (тобто без збереження на диску) для RAW-даних, щоб стиснути динамічний діапазон для прискорення збіжності.

Прямий прохід нашого InvISP створює зображення у форматі sRGB, а зворотний прохід спрямований на відновлення реалістичних RAW-даних. Ми проводимо двонаправлене навчання з втратою L1, щоб оптимізувати наш фреймворк.

$$L = ||f(\mathbf{x}) - \mathbf{y}||_1 + \lambda||f^{-1}(\mathbf{y}) - \mathbf{x}||_1, \qquad (8)$$

де λ - гіперпараметр, що використовується для балансування точності між RGB та RAW реконструкцією. У наших основних експериментах.

2.4. Диференційований симулятор JPEG

Наша мета - навчити надійний інверсний ISP, який може переносити спотворення, спричинені стисненням JPEG, для відновлення точного RAW.

Однак алгоритм стиснення JPEG не є диференційованим, що не дозволяє безпосередньо інтегрувати його в наш наскрізний фреймворк. Таким чином, ми пропонуємо диференційований симулятор JPEG, щоб зробити нашу мережу

стійкою до стиснення JPEG за допомогою процесу оптимізації. Оскільки ентропійне кодування відбувається без втрат і йде після квантування, ми пропускаємо цей крок і симулюємо лише перетворення колірного простору, ДКП та квантування. Для моделювання процесу ДКП ми обчислюємо коефіцієнти ДКП і розбиваємо вхідні дані на блоки 8 × 8. Потім кожен блок множиться на коефіцієнти ДКП, щоб отримати карту ДКП. При стисненні JPEG карта ДКП ділиться за допомогою таблиць квантування та округлення до цілого типу.

Оскільки функція функція округлення не є диференційованою, ми розробляємо диференційовану функцію округлення на основі диференційовану функцію округлення на основі ряду Фур'є, яку можна визначити як:

$$Q(I) = I - \frac{1}{\pi}\sum_{k=1}^{K}\frac{(-1)^{k+1}}{k}\sin(2\pi kI), \qquad (9)$$

де I - вхідна карта після поділу за таблицею квантування при стисненні JPEG, а K використовується для компромісу між точністю апроксимації та ефективністю обчислень. Зі збільшенням K імітаційна функція наближається до реальної круглої функції, але час виконання також збільшується. Ми емпірично встановили K рівним 10. Процес округлення проілюстровано на рисунку 2.

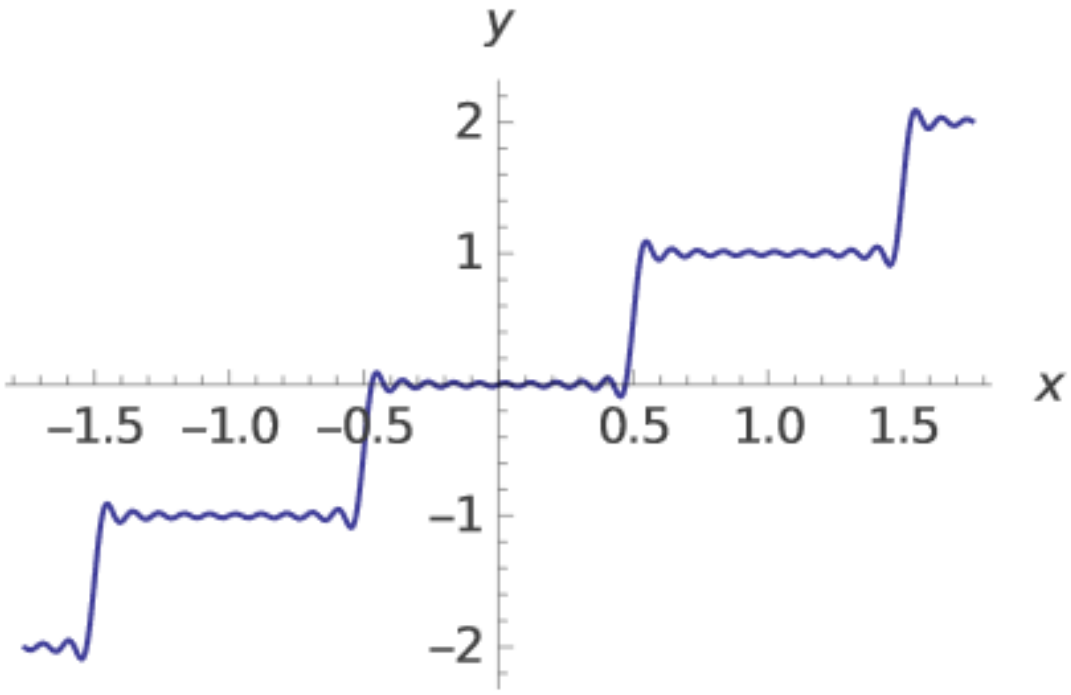


Рис. 2.3. Крива нашої апроксимаційної функції округлення для квантування у нашому диференційованому симуляторі JPEG.

На етапі декодування JPEG-стиснення I множиться на таблицю квантування. I множиться на таблицю квантування. Потім застосовуються обернене ДПФ і перетворення колірного простору потім застосовуються для реконструкції змодельованих зображень у форматі JPEG. Обговорення. Диференційована функція округлення широко використовується у дослідженнях мережевого квантування. Щоб справедливо довести ефективність запропонованої нами функції округлення, ми також порівняємо з функцією округлення в [17], як показано на рисунку 2.4. Наш метод дозволяє досягти кращого балансу між RGB-рендерингом та RAW-реконструкцією.

Метод	NIKON D700			Canon EOS 5D		
	RGB		RAW	RGB		RAW
	PSNR	SSIM	PSNR	PSNR	SSIM	PSNR
UPI [7]	-	-	30.12	-	-	26.31
CycleISP [45]	-	-	30.19	-	-	34.48
InvGrayscale [42]	24.13	0.8258	33.28	28.22	0.8714	38.00
U-net [10]	36.48	0.9342	41.17	33.44	0.8893	41.14
Наш (без JPEG симуляції)	37.44	0.9309	44.19	33.45	0.8923	45.73
Наш (JPEG з DSQ [17])	37.44	0.9467	**45.25**	33.15	0.8946	48.22
Наш (JPEG з Фур'є)	**37.47**	**0.9473**	45.23	**33.61**	**0.9007**	**48.57**

Рис. 2.4. - Кількісна оцінка між нашою моделлю та базовими показниками.

Різні метрики сприйняття показують, що запропонована нами модель провайдера перевершує всі базові показники. Наш метод із симуляцією JPEG з використанням запропонованого квантування Фур'є перевершує дві інші альтернативні моделі.

2.5. Висновки до розділу

У другому розділі цієї роботи досліджено та обговорено три ключові компоненти, пов'язані з покращенням якості зображень: традиційний ISP-аналіз, метод обробки інвертованих сигналів та симулятор диференційованого JPEG.

По-перше, було розглянуто традиційний ISP-аналіз, що охоплює всебічний огляд існуючих методів і прийомів, які застосовуються в цифровій обробці зображень. Було проаналізовано переваги та обмеження цих традиційних підходів, підкреслено потребу в нових методах для подолання проблем, пов'язаних із придушенням шуму на зображенні, покращенням деталізації та відновленням зображень.

По-друге, було представлено метод обробки інвертованих сигналів як перспективну альтернативу для покращення якості зображень. Було обговорено фундаментальні принципи та ідеї, що лежать в основі обробки інвертованих сигналів, з акцентом на їх потенційному застосуванні в різних галузях обробки

зображень. Цей підхід пропонує інноваційні рішення для боротьби з шумом на зображенні, покращення видимості деталей та відновлення деградованих зображень, забезпечуючи свіжий погляд на сферу покращення зображень.\

Нарешті, диференційований симулятор JPEG був досліджений як цінний інструмент для оцінки продуктивності та ефективності алгоритмів покращення зображень. Імітуючи процес стиснення JPEG, цей симулятор дозволяє дослідникам оцінити вплив артефактів стиснення на якість зображення, а також розробити і протестувати алгоритми, які можуть ефективно зменшити ці артефакти.

В цілому, другий розділ закладає основу для подальших досліджень і розробки нових методів покращення якості зображень. Аналіз традиційних методів ISP, дослідження обробки інвертованих сигналів та використання симулятора диференційованого JPEG створює основу для наступних розділів, які заглиблюються в розробку та оцінку інноваційних алгоритмів, спрямованих на покращення якості зображень.

3. ПРАКТИЧНИЙ ЕКСПЕРИМЕНТ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ

3.1. Постановка експерименту

Набори даних. Ми збираємо підмножину Canon EOS 5D (777 пар зображень) та підмножину Nikon D700 (590 зображень париж) з набору даних MIT-Adobe FiveK [8] як тренування та тестові дані. Ми тренуємо нашу модель для кожної камери окремо. Ми випадково розділили кожен з двох наборів (Canon, Nikon) на тренувальні та тестові набори зі співвідношенням 85:15. Використовуємо бібліотека LibRaw для обробки зображень RAW для візуалізації зображень з ground-truth sRGB. Загалом, LibRaw проводить більшість репрезентативних кроків ISP у сучасних цифрових камерах для рендерингу зображень sRGB, включаючи перетворення колірного простору, демосейсинг, денойзинг, балансування білого, компенсацію експозиції, стиснення гамми та глобальне відображення тону.

Деталі реалізації. Ми використовуємо випадкове обрізання, випадкове обертання та випадковий переворот як збільшення даних для тренування нашої моделі. Ми попередньо обробляємо вихідні дані, використовуючи параметри балансу білого, надані метаданими камери, оскільки оцінка балансу білого безпосередньо з необроблених зображень сама по собі є темою дослідження [3]. Щоб перевірити ефективність нашого симулятора JPEG, ми зберігаємо базову правду RGB у форматі JPEG, якість якого встановлена на 90 (Q = 90, найбільш репрезентативна якість JPEG у сучасних цифрових камерах). Ми також проводимо експерименти без попередньої обробки балансу білого і з іншою якістю JPEG, кількісні результати яких доступні в додатку. Під час тестування ми спочатку проводимо пряму передачу нашої мережі для рендерингу зображень RGB та збереження їх у зображення JPEG. Потім ми завантажуємо збережені зображення JPEG і проводимо зворотний крок для відновлення зображень RAW.

3.2. Існуючі рішення

UPI. Брукс та ін. [7] непроцесувати зображення sRGB для синтезу високоякісних зображень RAW для вивченого денойзингу RAW. Вони приймають апріори камери до зворотного ISP крок за кроком, такі як цифрове посилення, криві відображення тону, баланс білого та матриці корекції кольору [7]. Оскільки метадані, такі як матриця корекції кольору, баланс білого та цифровий посилення залежать від камери, ми модифікували ці параметри в їх метод, щоб відповідати нашому набору даних. Використовуємо їх описані метод оцінки метаданих для наших наборів даних.

CycleISP. Ми вибираємо найсучасніший метод синтезу RAW на основі навчання, CycleISP [45], як ще одну умову для синтетичного напрямку RAW. Зверніть увагу, що їх модель має доступ до зображень RGB в тестовий час, і, таким чином, нам потрібно лише порівняти з їх синтезованими зображеннями RAW. Ми безпосередньо використовуємо їх попередню модель, оскільки їх фреймворк тренується на наборі даних MIT-Adobe FiveK, і їх запропонований блок уваги кольору може бути узагальнений на різні камери.

U-net. U-net є репрезентативною архітектурою для інтернет-провайдера в останніх публікаціях року [10, 46], тому ми реалізуємо умову кодера-декодера за допомогою U-net [39]. І кодер, і декодер складаються з незалежної U-мережі. Як і [10, 46], ми пакуємо RAW-шаблон Bayer у канали R-G-G-B для введення кодера та використовуємо операцію глибини до простору для відновлення роздільної здатності RGB. Ми використовуємо ті ж стратегії збільшення даних, що і наш InvISP. Ми спільно тренуємо кодер і декодер нашої U-net базової лінії, використовуючи втрати L1 з нуля на всіх наших наборах даних.

Інвертована градація сірого. Інвертована градація сірого [42] є загальною основою для вивчення прямого та зворотного відображення між двома просторами, такими як простір кольорового зображення та простір сірого. Кодер інвертованих градацій сірого приймає 3-канальне зображення RGB як введення та обробляє його до одноканального зображення у градаціях сірого.

Декодер відновлює оригінальне зображення sRGB з тим самим кольором із зображення у градаціях сірого.

Подібно до їх налаштувань, ми змінюємо вхід із зображення sRGB на дані RAW після білінійного демосайсингу та встановлюємо вихід кодера на 3-канальне зображення RGB. Оскільки функція втрати легкості не підходить для наших завдань, ми видаляємо її для наших експериментів.

3.3. Результати

Кількісні результати. Щоб кількісно оцінити наш метод, ми використовуємо PSNR та SSIM для візуалізованих зображень RGB та PSNR для відновлених зображень RAW. Порівняння з базовими лініями повідомляється в таблиці 1. У порівнянні з RAW синтезуючим методом UPI і CycleISP, наша модель може відновити більш точні RAW-дані, що доведено понад 13 дБ удосконалення ПСНР. Результати не дивно, тому що багато інформації, втраченої в інтернет-провайдера досить важко інвертувати, що призводить до поганої продуктивності для синтетичних методів реконструкції RAW. Однак наш InvISP може спільно оптимізувати процес рендеринга RGB та відновлення RAW і, таким чином, краще обробляти інформацію, втрачену при квантуванні, стисненні JPEG та проблемі відсікання насичених значень в ISP. Результати показують, що наш метод сприяє кращому інтернет-провайдеру, а також сильнішій моделі відновлення RAW-даних. Це пояснюється тим, що використання двох окремих мереж для ISP і зворотного ISP призведе до проблеми накопичення помилок, що ще більше погіршує продуктивність реконструкції RAW. Наші методи використовують властиву оборотність інвертивних нейронних мереж, таким чином, можуть відновити високоякісні RAW-зображення, ніж базові лінії.

Якісні результати. Ми показуємо якісні порівняння з базовими методами на рисунку 3.1. та рисунку 3.2.

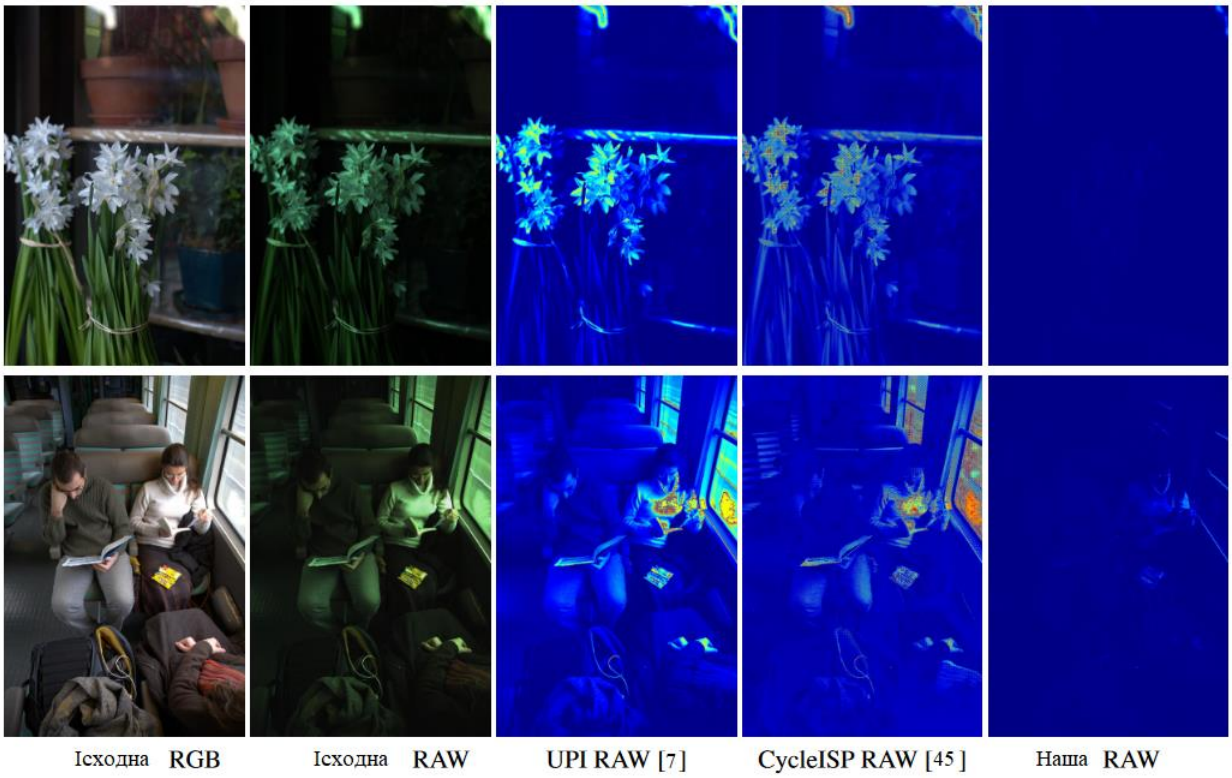


Рис. 3.1. Якісне порівняння між UPI [7], CycleISP [45] і нашим методом.

UPI і CyleISP синтезують RAW-дані з 8-бітного стисненого RGB, який неминуче страждає від втрати інформації традиційним ISP. На відміну від них, наша модель утворює цикл RAW-RGB-RAW і за своєю суттю є оборотною для відновлення реалістичного RAW-зображення. Зображення GT RAW візуалізується за допомогою білінійного демосаїсингу, а інші RAW-зображення візуалізуються за допомогою карт помилок. Цей показник найкраще переглядати в електронному варіанті.

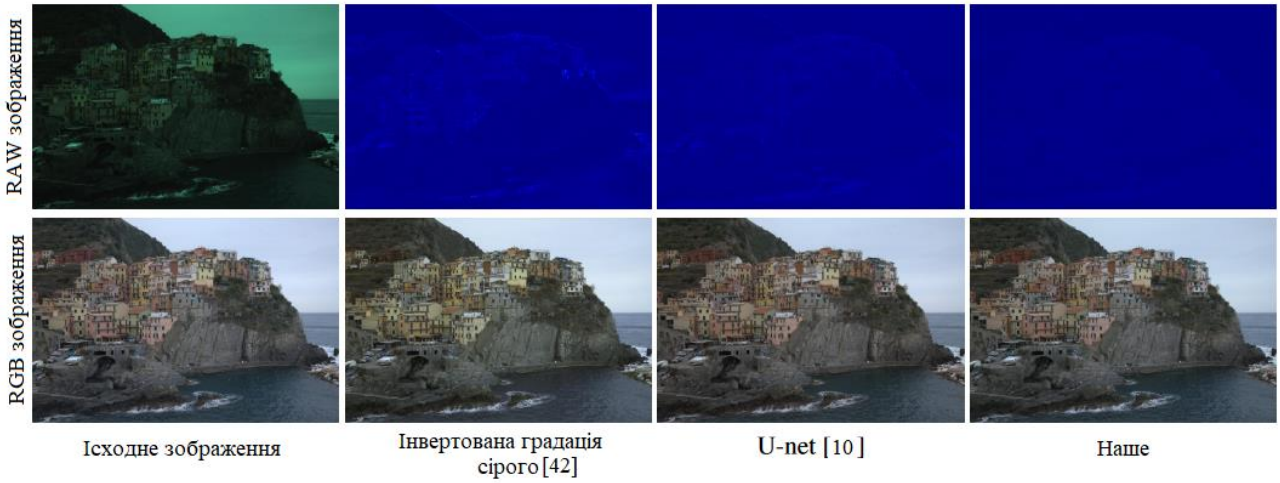


Рис. 3.2. Порівняння з існуючими рішеннями.

Інвертована градація сірого [42] не вдається вивчити хороший баланс між рендерингом RGB та відновленням RAW, що призводить до відносно поганої продуктивності як RGB, так і RAW-зображень. U-net [10] може відтворювати порівнянну продуктивність RGB з нашою, але гірше працювати при відновленні RAW. Наш інвертований ISP може візуально відтворювати зображення RGB та відтворювати реалістичні дані RAW. GT RAW візуалізується через білінійний демосаїсинг, а інші RAW-зображення візуалізуються через карти помилок.

Синтетичний RAW за CycleISP та UPI багато в чому відрізняється від зображень RAW наземної істини див. Рис 3.1. особливо в надмірно відкритих регіонах, що вказує на те, що їхня модель погано працює для обробки втрати інформації ISP. Однак наша модель може відновити інформацію RAW набагато краще, ніж синтетичні методи RAW, навіть при складному виділенні пікселів, які підвищують потенціал для перспективних завдань редагування фотографій. На див. Рис 3.2. Інвертована градація сірого не може забезпечити хороший баланс між рендерингом RGB та реконструкцією RAW. Наша наївна базова лінія U-net може досягти порівнянної продуктивності з точки зору рендеринга RGB, але не працює добре при відновленні RAW. Наш метод реконструює високоякісні RAW-зображення на краях і надмірно відкритих ділянках, не жертвуючи продуктивністю рендеринга RGB.

3.3. Висновки до розділу

На закінчення, третій розділ цієї роботи був присвячений практичній перевірці розробленого методу покращення якості зображення за допомогою інвертованої обробки сигналів. У розділі також розглянуто існуючі рішення в цій галузі та представлено результати, отримані в результаті проведених експериментів.

Практичний експеримент мав на меті оцінити ефективність запропонованого методу для покращення якості зображень за рахунок зменшення шуму, покращення деталізації зображень та відновлення деградованих зображень. Метод було реалізовано за допомогою розроблених алгоритмів і застосовано до різноманітних зображень з різними характеристиками та рівнями деградації.

Проведено порівняння результатів, отриманих за допомогою запропонованого методу, з результатами, отриманими за допомогою існуючих рішень у галузі покращення зображень. Ефективність запропонованого методу оцінювалася на основі різних метрик, включаючи суб'єктивну візуальну оцінку якості та об'єктивні кількісні вимірювання.

Результати показали, що розроблений метод, заснований на обробці інвертованого сигналу, показав багатообіцяючі результати в покращенні якості зображення. Він ефективно зменшує шум зображення, покращує дрібні деталі та успішно відновлює деградовані зображення. Порівняльний аналіз з існуючими рішеннями показав перевагу запропонованого методу з точки зору загального покращення якості зображення.

Експериментальні результати підтверджують ефективність розробленого методу і вказують на його потенційне практичне застосування в різних галузях, де якість зображень відіграє життєво важливу роль, таких як медична візуалізація, системи спостереження та створення цифрового контенту.

Загалом, результати, отримані в ході практичного експерименту створеного методу, переконливо свідчать про його ефективність у підвищенні якості зображень. Ці висновки сприяють розвитку галузі обробки зображень і

створюють підґрунтя для подальших досліджень та розробки інноваційних методів у пошуках досконаліших рішень для покращення якості зображень.

ВИСНОВКИ

Перший розділ цієї роботи став вступом до теми обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображень. У ньому окреслено значення дослідження для задоволення зростаючого попиту на високоякісні зображення в різних сферах застосування. У розділі також представлено основні цілі та сферу застосування дисертації, що закладає основу для обговорення та висновків наступних розділів.

Другий розділ цієї роботи заглибився у всебічний аналіз традиційних методів ISP, концепції обробки інвертованих сигналів та диференційованого симулятора JPEG. У розділі висвітлено обмеження традиційних підходів і підкреслено потенціал інвертованої обробки сигналів як інноваційної техніки для покращення якості зображень. Обговорення та оцінка симулятора Differentiable JPEG Simulator продемонстрували його корисність для оцінки продуктивності алгоритмів покращення зображень. Загалом, цей розділ створює основу для розробки та оцінки нових методів покращення якості зображень.

В третьому розділі цієї дипломної роботи було представлено практичну апробацію розробленого методу покращення якості зображень за допомогою обробки інвертованих сигналів. У розділі розглянуто існуючі рішення в цій галузі та наведено детальні результати, отримані в результаті проведених експериментів. Отримані результати продемонстрували ефективність запропонованого методу для зменшення шуму зображення, покращення деталей зображення та відновлення деградованих зображень. Порівняльний аналіз з існуючими рішеннями показав вищу продуктивність розробленого методу. Ці результати підтверджують потенційні практичні застосування запропонованого методу в різних галузях. Результати цього розділу сприяють розвитку методів обробки зображень і прокладають шлях для подальших досліджень і розробок у цій галузі.

У цій роботі було досліджено застосування методів обробки інвертованих сигналів для покращення якості зображень. Вона починається зі вступу, в якому

підкреслюється важливість теми дослідження та окреслюються цілі дисертації. У наступних розділах було проведено всебічний аналіз традиційних методів обробки інвертованих сигналів, введено поняття інвертованої обробки сигналів та обговорено використання симулятора Differiable JPEG Simulator. Практичні експерименти показали ефективність розробленого методу для покращення якості зображення та продемонстрували його перевагу над існуючими рішеннями.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] Abdelrahman Abdelhamed, Stephen Lin, and Michael S. Brown. A high-quality denoising dataset for smartphone cameras. In CVPR, 2018. 3

[2] Mahmoud Afifi, Abdelrahman Abdelhamed, Abdullah Abuolaim, Abhijith Punnappurath, and Michael S Brown. Cie xyz net: Unprocessing images for low-level computer vision tasks. arXiv:2006.12709, 2020. 1, 2

[3] Jonathan T Barron. Convolutional color constancy. In ICCV, 2015. 5

[4] Sean Bell, Kavita Bala, and Noah Snavely. Intrinsic images in the wild. ACM Transactions on Graphics (TOG), 33(4):1– 12, 2014. 1

[5] R. Boitard, D. Thoreau, R. Cozot, and K. Bouatouch. Impact of temporal coherence-based tone mapping on video com- pression. In EUSIPCO, pages 1–5, 2013. 3

[6] Paul Bourke. Bmp image format. BMP Files. July, 1998. 8

[7] Tim Brooks, Ben Mildenhall, Tianfan Xue, Jiawen Chen, Dillon Sharlet, and Jonathan T Barron. Unprocessing im- ages for learned raw denoising. In CVPR, 2019. 1, 2, 3, 5, 6

[8] Vladimir Bychkovsky, Sylvain Paris, Eric Chan, and Fr´edo Durand. Learning photographic global tonal adjustment with a database of input/output image pairs. In CVPR, 2011. 5

[9] Chen Chen, Qifeng Chen, Minh N. Do, and Vladlen Koltun. Seeing motion in the dark. In ICCV, 2019. 2

[10] Chen Chen, Qifeng Chen, Jia Xu, and Vladlen Koltun. Learning to see in the dark. In CVPR, 2018. 2, 4, 6, 7

[11] Laurent Dinh, David Krueger, and Yoshua Bengio. NICE:= non-linear independent components estimation. In ICLR, 2015. 3

[12] Laurent Dinh, Jascha Sohl-Dickstein, and Samy Bengio. Density estimation using real NVP. In ICLR, 2017. 1, 3, 4

[13] Gabriel Eilertsen, Joel Kronander, Gyorgy Denes, Rafał K Mantiuk, and Jonas Unger. Hdr image reconstruction from a single exposure using deep

cnns. ACM transactions on graphics (TOG), 36(6):1–15, 2017. 8

[14] Yuki Endo, Yoshihiro Kanamori, and Jun Mitani. Deep reverse tone mapping. ACM Transactions on Graphics (TOG), 36(6):177–1, 2017. 3, 8

[15] Alessandro Foi. Clipped noisy images: Heteroskedastic modeling and practical denoising. Signal Processing, 89(12):2609–2629, 2009. 3

[16] Micha¨el Gharbi, Gaurav Chaurasia, Sylvain Paris, and Fr´edo Durand. Deep joint demosaicking and denoising. ACM Transactions on Graphics (TOG), 35(6):1–12, 2016. 1, 2

[17] Ruihao Gong, Xianglong Liu, Shenghu Jiang, Tianxiang Li, Peng Hu, Jiazhen Lin, Fengwei Yu, and Junjie Yan. Differentiable soft quantization: Bridging full-precision and low-bit neural networks. In ICCV, 2019. 5, 6

[18] Gabriele Guarnieri, Stefano Marsi, and Giovanni Ramponi. High dynamic range image display with halo and clipping prevention. IEEE Transactions on Image Processing, 20(5):1351–1362, 2010. 1

[19] Samuel W Hasinoff, Dillon Sharlet, Ryan Geiss, Andrew Adams, Jonathan T Barron, Florian Kainz, Jiawen Chen, and Marc Levoy. Burst photography for high dynamic range and low-light imaging on mobile cameras. ACM Transactions on Graphics (TOG), 35(6):1–12, 2016. 2

[20] Felix Heide, Markus Steinberger, Yun-Ta Tsai, Mushfiqur Rouf, Dawid Pajak, Dikpal Reddy, Orazio Gallo, Jing Liu, Wolfgang Heidrich, Karen Egiazarian, et al. Flexisp: A flexible camera image processing framework. ACM Transactions on Graphics (TOG), 33(6):1–13, 2014. 2

[21] Jonathan Ho, Xi Chen, Aravind Srinivas, Yan Duan, and Pieter Abbeel. Flow++: Improving flow-based generative models with variational dequantization and architecture design. In ICML, 2019. 3

[22] Yuanming Hu, Hao He, Chenxi Xu, Baoyuan Wang, and Stephen Lin. Exposure: A white-box photo postprocessing framework. ACM Transactions on Graphics (TOG), 37(2):26, 2018. 2, 8

[23] Sergey Ioffe and Christian Szegedy. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. In ICML, 2015. 4

[24] Hakki Can Karaimer and Michael S Brown. A software platform for manipulating the camera imaging pipeline. In ECCV, 2016. 3

[25] Diederik P. Kingma and Prafulla Dhariwal. Glow: Generative flow with invertible 1x1 convolutions. In NeurIPS, 2018. 1, 3, 4

[26] Teresa Klatzer, Kerstin Hammernik, Patrick Knobelreiter, and Thomas Pock. Learning joint demosaicing and denoising based on sequential energy minimization. In ICCP, 2016. 2

[27] Chenyang Lei and Qifeng Chen. Robust reflection removal with reflection-free flash-only cues. In CVPR, 2021. 1

[28] Chenyang Lei, Xuhua Huang, Mengdi Zhang, Qiong Yan, Wenxiu Sun, and Qifeng Chen. Polarized reflection removal with perfect alignment in the wild. In CVPR, 2020. 1

[29] Zhetong Liang, Jianrui Cai, Zisheng Cao, and Lei Zhang. Cameranet: A two-stage framework for effective camera ISP learning. ACM Transactions on Graphics (TOG), 30:2248– 2262, 2021. 2, 3

[30] Yu-Lun Liu, Wei-Sheng Lai, Yu-Sheng Chen, Yi-Lung Kao, Ming-Hsuan Yang, Yung-Yu Chuang, and Jia-Bin Huang. Single-image HDR reconstruction by learning to reverse the camera pipeline. In CVPR, 2020.1, 2

[31] Ben Mildenhall, Jonathan T Barron, Jiawen Chen, Dillon Sharlet, Ren Ng, and Robert Carroll. Burst denoising with kernel prediction networks. In CVPR, 2019. 1, 2

[32] Rang MH Nguyen and Michael S Brown. Raw image reconstruction using a self-contained srgb–jpeg image with small memory overhead. International journal of computer vision, 126(6):637–650, 2018. 1, 2, 3

[33] Sylvain Paris, Samuel W Hasinoff, and Jan Kautz. Local Laplacian filters: Edge-aware image processing with a laplacian pyramid. ACM Transactions on Graphics (TOG), 30(4):68, 2011. 2, 8

[34] William B Pennebaker and Joan L Mitchell. JPEG: Still image data compression standard. Springer Science & Business Media, 1992. 3

[35] Tobias Plotz and Stefan Roth. Benchmarking denoising algorithms with real photographs. In CVPR, 2017. 3

[36] Charles Poynton. Digital video and HD: Algorithms and Interfaces. Elsevier, 2012. 8

[37] A. Punnappurath and M. S. Brown. Learning raw image reconstruction-aware deep image compressors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 42(4):1013–1019, 2020. 1, 2

[38] Erik Reinhard, Michael Stark, Peter Shirley, and James Ferwerda. Photographic tone reproduction for digital images. In SIGGRAPH, 2002. 3

[39] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In MICCAI, 2015. 3, 7

[40] Eli Schwartz, Raja Giryes, and Alex M Bronstein. Deepisp: Toward learning an end-to-end image processing pipeline. IEEE Transactions on Image Processing, 28(2):912–923, 2018. 1, 2

[41] Boxin Shi, Zhe Wu, Zhipeng Mo, Dinglong Duan, Sai-Kit Yeung, and Ping Tan. A benchmark dataset and evaluation for non-lambertian and uncalibrated photometric stereo. In CVPR, 2016. 1

[42] Menghan Xia, Xueting Liu, and Tien-Tsin Wong. Invertible grayscale. ACM Transactions on Graphics (TOG), 37(6):1– 10, 2018. 6, 7

[43] Mingqing Xiao, Shuxin Zheng, Chang Liu, Yaolong Wang, Di He, Guolin Ke, Jiang Bian, Zhouchen Lin, and Tie-Yan Liu. Invertible image rescaling. In ECCV, 2020. 4

[44] Xiangyu Xu, Yongrui Ma, and Wenxiu Sun. Towards real scene super-resolution with raw images. In CVPR, 2019. 2

[45] Syed Waqas Zamir, Aditya Arora, Salman Khan, Munawar Hayat, Fahad Shahbaz Khan, Ming-Hsuan Yang, and Ling Shao. Cycleisp: Real image restoration via improved data synthesis. In CVPR, 2020. 1, 2, 3, 6, 7

[46] Xuaner Zhang, Qifeng Chen, Ren Ng, and Vladlen Koltun. Zoom to learn, learn to zoom. In CVPR, 2019. 1, 2, 7