

Міністерство культури та інформаційної політики України
Національна академія образотворчого мистецтва та архітектури
Кафедра техніки та реставрації творів мистецтва

**ВІРТУАЛЬНА РЕСТАВРАЦІЯ ЯК ІННОВАЦІЙНИЙ МЕТОД
ЗБЕРЕЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ КУЛЬТУРНОЇ СПАДЩИНИ**

Дипломна робота на здобуття освітнього ступеня магістра
за спеціальністю 023 « Образотворче мистецтво,
декоративне мистецтво, реставрація»

ОНП «Реставрація станкового і монументального живопису»

Виконавець:
студентка II курсу ОС «магістр»
Курило Крістіна Олександрівна
Науковий керівник:
кандидат мистецтвознавства,
доцент Тимченко Т.Р.
Рецензент:
кандидат мистецтвознавства,
доцент Нестеренко П.В.

Роботу допущено до захисту

рішенням кафедри

Протокол №__ від « 16 » червня 2023 р.

Зав. кафедрою _____ доцент Тимченко Т.Р.

Робота захищена з оцінкою _____

Київ – 2023

Анотація

Курило К.О. Віртуальна реставрація як інноваційний метод збереження об'єктів культурної спадщини. / Кваліфікаційна праця на правах рукопису на здобуття освітнього ступеня «магістр» за спеціальністю 023 Образотворче мистецтво, декоративне мистецтво, реставрація. – Національна академія образотворчого мистецтва і архітектури, Київ, 2023.

Сфера віртуальної реставрації виникла як інноваційний метод реконструкції об'єктів культурної спадщини, збереження їх історичного значення та культурної цінності. Інноваційні дослідження, репрезентовані в даній науковій роботі, слугують джерелом цінної інформації, що сприяє розробці більш точних і ефективних методів реставрації. Окрім того, прогрес у техніці віртуальної реставрації забезпечує ширший доступ і оцінку творів мистецтва шляхом оцифрування та надання їх у доступ широкій аудиторії.

У роботі проаналізовано концепцію віртуальної реставрації, методи покращення яскравості та колірнього контрасту під час відновлення оцифрованих зображень, комп'ютерні алгоритми та методи синтезу текстури, що полегшують реконструкцію відсутніх елементів у творах мистецтва; методи виявлення і видалення кракелюру оцифрованих зображень та інші можливості цифрових технологій.

Дана наукова робота дає уявлення про можливості сфери віртуальної реставрації та пропонує цінні ідеї та методології для майбутніх практик у збереженні та реконструкції культурної спадщини. Результати дослідження можуть бути використані реставраторами в їхніх зусиллях зберегти та документувати культурну спадщину.

Ключові слова: віртуальна реставрація, інноваційний метод, об'єкти культурної спадщини, збереження, оцифровані зображення, комп'ютерні алгоритми, текстурний синтез, реконструкція відсутніх елементів, виявлення кракелюру, цифрові технології.

Abstract

Kurylo K.O. Virtual restoration as an innovative method for preserving cultural heritage objects. / Master's thesis in the field of 023 Fine Art, Decorative Art, Restoration. - National Academy of Fine Arts and Architecture, Kyiv, 2023.

The field of virtual restoration has emerged as an innovative approach for reconstructing cultural heritage objects and preserving their historical and cultural significance. The innovative research presented in this study serves as a valuable source of information that contributes to the development of more precise and effective restoration methods. Furthermore, advancements in virtual restoration techniques enable broader accessibility and appreciation of artworks through digitization and wider availability.

This paper examines the concept of virtual restoration, methods for enhancing brightness and color contrast in the restoration of digitized images, computer algorithms, and texture synthesis techniques that facilitate the reconstruction of missing elements in artworks. It also explores methods for detecting and removing craquelure in digitized images, along with other possibilities offered by digital technologies.

This study provides insights into the potential of virtual restoration and offers valuable ideas and methodologies for future practices in the preservation and reconstruction of cultural heritage. The findings of this research can be utilized by restorers in their endeavors to conserve and document cultural heritage.

Keywords: virtual restoration, innovative method, cultural heritage objects, preservation, digitized images, computer algorithms, texture synthesis, missing elements reconstruction, craquelure detection, digital technologies.

ЗМІСТ

Вступ.....	5
Розділ 1. ІСТОРИОГРАФІЯ І ДЖЕРЕЛЬНА БАЗА ДОСЛІДЖЕННЯ.....	8
1.1. Аналіз літературних джерел з теми.....	8
1.2. Джерельна база дослідження.....	9
1.3. Методика дослідження.....	10
1.4. Термінологія дослідження.....	10
1.5. Висновки до розділу 1.....	14
Розділ 2. ВІРТУАЛЬНА РЕСТАВРАЦІЯ, ЇЇ МЕТОДИ ТА ЗАСТОСУВАННЯ.....	16
2.1. Реконструкція зображень настінного живопису за допомогою мережевих моделей глибокого навчання.....	16
2.2. Техніка комбінованої текстурно-структурної реконструкції для реставрації старовинних фресок.....	25
2.3. Покращення яскравості та колірного контрасту при реставрації оцифрованих зображень.....	32
2.4. Методи реконструкції зображення художніх творів комп'ютерними алгоритмами і техніки синтезу прогалин текстури в рамках одного дослідження.....	40
2.5. Висновок до розділу 2.....	60
РОЗДІЛ 3. ВИДАЛЕННЯ КРАКЕЛЮРУ З ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ СТАНКОВОГО ЖИВОПИСУ.	62
3.1. Методи виявлення та видалення кракелюру на оцифрованих картинах.....	62
3.2. Загальний огляд методів усунення кракелюру за допомогою глибокого машинного навчання.....	75
3.3. Технології віртуальної реальності та доповненої реальності.....	82
3.4. Висновок до розділу 3.....	84
ВИСНОВКИ.....	85
Список використаних джерел.....	87

ВСТУП

Актуальність дослідження. Твори станкового і монументального живопису є одними з найцінніших і незамінних культурних надбань нашого часу. Вони є джерелом натхнення та задоволення, але з часом можуть змінюватися й руйнуватися внаслідок старіння, факторів навколишнього середовища та неправильного зберігання. Однією з найпоширеніших проблем є накопичення бруду та пилу на поверхні картин. Це може призвести до зміни кольору, затемнення деталей і загального зниження візуальної привабливості. Інші форми пошкодження живопису можуть спричинити складність розпізнавання авторських кольорів, фактури художнього твору, втрату деталей і чіткості зображення.

Традиційні методи очищення картин зазвичай включають ручне очищення за допомогою розчинників та інструментів. Однак ці методи можуть потенційно пошкодити витвір мистецтва. В останні роки зростає інтерес до використання комп'ютерних методів для допомоги в процесі відновлення втраченої візуальної складової живописного твору. Використання штучного інтелекту для виявлення та видалення бруду з цифрових зображень картин пропонує багатообіцяючу альтернативу традиційним методам. Використовуючи цифрові зображення, алгоритми штучного інтелекту можуть ідентифікувати та ізолювати ділянки картини, уражені брудом і пилом, і запропонувати цілеспрямовані методи очищення для видалення забруднень із високим ступенем точності.

Техніки комп'ютерного навчання можна використовувати у сфері реставрації живопису для реконструкції зображень. Наприклад, штучні нейронні мережі застосовуються для видалення бруду та подряпин, заповнення відсутніх ділянок картин. Однак варто зазначити, що штучний інтелект не може замінити досвід реставраторів, оскільки науковці використовують свої навички, досвід і судження, щоб приймати рішення щодо процесу реставрації.

Актуальність цього дослідження полягає в його потенціалі змінити способи реставрації творів мистецтва. Завдяки поєднанню традиційних методів реставрації з передовими технологічними досягненнями з'являється новий вимір можливостей, що забезпечує підвищену точність впровадження реставраційних заходів.

Тема дослідження: використання різних методів і технік, включаючи мережеві моделі глибокого навчання; комбіновану текстурну та структурну реконструкцію та алгоритми синтезу зображень, щоб відновити та покращити оцифровані зображення станкового і монументального живопису; нейронних мереж та комп'ютерних фільтрів, спрямованих на розпізнавання та видалення кракелюру на оцифрованих картинах.

Мета дослідження: вивчення потенціалу реконструкції живопису комп'ютерними методами як нової техніки в галузі реставрації мистецтва. Досягнення розуміння складної взаємодії між традиційними методами реставрації та інноваційним використанням віртуальної реставрації, що в кінцевому підсумку сприяє розвитку практики реставрації та збереженню культурної спадщини.

Завдання дослідження:

- дослідити теоретичні основи та історичні передумови реконструкції живопису в контексті віртуальної реставрації;
- ознайомитися із застосуванням мережевих моделей, алгоритмів, цифрової обробки та інших інноваційних технік в реконструкції різних типів живопису, що охоплює різні художні стилі та періоди;
- оцінити візуальну точність отриманих результатів за допомогою використовуваних методів, висвітлюючи переваги та недопрацювання.

Об'єкт дослідження: широкий спектр творів мистецтва, що потребують реставрації та реконструкції. До них належать твори мистецтва різних мистецьких течій та історичних періодів, кожен з яких представляє унікальні виклики та можливості для експертів з реставрації.

Предмет дослідження: реставрація і реконструкція живопису за допомогою інноваційних комп'ютерних методів з розкриттям їх потенціалу у сфері реставрації творів мистецтв.

Наукова новизна: долаючи розрив між традиційними методами реставрації та передовими технологічними застосуваннями, дослідження розширює межі поточної практики реставрації, пропонуючи нові ідеї, методології та можливості для збереження, реставрації та реконструкції об'єктів культурної спадщини.

Методика дослідження: охоплює низку загальних наукових методів дослідження, включаючи емпіричний метод, який передбачав збір та аналіз даних із різних джерел для формування міцної основи для дослідження. Завдяки систематичному збору інформації, пов'язаної з віртуальною реставрацією, була отримана інформація з наукових статей, що дозволило провести ретельний аналіз теми. Окрім того, дослідження використовувало методи порівняння, класифікації та узагальнення для виявлення закономірностей, тенденцій і спільних рис технік у сфері віртуальної реставрації. Зіставляючи різні методи та результати, дослідження мало на меті отримати значущі висновки, які сприятимуть загальному розумінню революційного методу.

Апробація результатів дослідження: Курило К. «Реставрація творів мистецтва у віртуальній реальності» / Доповідь на конференції II Міжнародна науково-практична конференція «Інновації в архітектурі, дизайні та мистецтві» 25-26 травня 2023, НАОМА.

Структура дослідження: магістерська робота складається з трьох розділів, вступу, списку використаних джерел. Обсяг – 88 сторінок (без списку використаних джерел – 86 сторінок).

РОЗДІЛ 1. ІСТОРИОГРАФІЯ І ДЖЕРЕЛЬНА БАЗА ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Аналіз літературних джерел з теми

Останніми десятиліттями значного розвитку у розвинених країнах світу отримали цифрові технології в галузі реставрації творів мистецтва, які передбачають використання програмного забезпечення для аналізу та обробки цифрових зображень творів. Це дозволяє реставраторам видаляти забруднення, відновлювати втрати та позбуватися кракелюру, не втручаючись у оригінальний твір, – приміром, у цифровій копії-реконструкції, або ж використовуючи отримані зображення для конкретних задач реставрації.

Отже, нове поняття «віртуальної реставрації» об'єднує у собі ряд технологій (на сучасному етапі – цифрових), які дозволяють виконувати складні процеси зі збереження й відновлення, але не на самих пам'ятках, а на їх оцифрованих зображеннях. Такі технології дозволяють уникати небажаних втручань у структуру пам'ятки, а також розглядати численні варіанти відтворень або відновлень, знову ж таки, поза самою пам'яткою, лишаючи її в автентичному вигляді. Такий підхід повністю відповідає сучасним принципам наукової реставрації, орієнтуючись на мінімальне втручання у об'єкти культурної спадщини.

Серед чисельних технологій, які нині використовуються у віртуальній реставрації, ми обрали лише найбільш ефективні. Для цього довелося звернутися до зарубіжних англійських публікацій у фахових наукових виданнях. Усі тексти перекладені автором самостійно.

Вивчення віртуальної реставрації середньовічних фресок спирається на експертизу та науковий внесок представників Китайської академії мистецтв у Ханчжоу, включаючи таких дослідників, як Шутянь Чжоу та Яньхун Су. Автори зосередилися у своєму дослідженні на реставрації фресок у монастирі, які були пошкоджені через чинники навколишнього середовища та умови збереження, запропонувавши техніку відновлення цифрових зображень

фрески на основі алгоритмів машинного навчання, що було опубліковано в журналі *Wireless Communications and Mobile Computing* [2].

Представники інженерного коледжу в Гінді, Індія, – В. Рахі Мол та П. Ума Махешварі – зосередилися на цифровій реконструкції фресок стародавніх храмів. Вони запропонували комбіновану техніку для текстурної та структурної реконструкції з використанням алгоритму. Їх дослідницька практика опублікована в журналі *Heritage Science* [4].

Дослідники Су-Чан Пей, представник Департаменту електротехніки Національного університету Тайваню, І-Чонг Зенг, представник Інституту інформаційної індустрії Тайваню, і Чін-Хуа Чанг, представник компанії *Sunplus Technology* (Тайвань) опублікували статтю за результатами своїх досліджень: «Віртуальна реставрація стародавніх китайських картин із використанням посилення колірного контрасту та синтезу прогалін, або лакун текстури» [9]. У цьому дослідженні основна увага зосереджена на відновленні давніх китайських картин від династії Тан до династії Мін. Дослідники відібрали репрезентативні твори мистецтва цього періоду, включаючи зображення, отримані з бази зображень Національного палацу-музею (Тайбей) – центрального музею стародавнього мистецтва Китаю на острові Тайвань, а також оцифровані картини з книг, виданих Національним палацом-музеєм. Дослідники провели три основні експерименти, щоб оцінити ефективність різних методів реставрації оцифрованих зображень. Результати було опубліковано в *IEEE Transactions on Image Processing* [9].

Дослідники І. Джакуміс, Н. Ніколаїдіс та І. Пітас, представники кафедри інформатики Університету Арістотеля в Салоніках (Греція) провели дослідження щодо виявлення та видалення кракелюру на оцифрованих картинах. Їх дослідницька стаття опублікована в журналі *IEEE Transactions on Image Processing* [12].

Загалом ці джерела надали цінну інформацію та уявлення про віртуальну реставрацію, пропонуючи різні техніки та методології для збереження та реставрації творів мистецтва за допомогою цифрових засобів.

1.2. Джерельна база дослідження

Джерельна база дослідження в основному складається із наукових праць, опублікованих у журналах, зокрема IEEE Transactions on Image Processing, Heritage Science, Journal of Economic Development, Environment and People і International Journal of Science and Technology. Ці наукові журнали містили цінні статті та дослідницькі роботи, які сприяли вивченню теми дослідження. Веб-сайт ARTEnet «Tecniche artistiche Diagnostica Restauro» послужив важливим джерелом інформації. Даний електронний ресурс спеціалізується на вивченні художніх технік та методів реставрації творів мистецтва.

Репродукції, використані в дослідженні, були взяті з відповідних наукових статей і статей Вікіпедії (англомовних). Репродукції були відібрані для покращення дослідницького процесу, щоб забезпечити візуальне уявлення про методології, що використовуються під час віртуальної реставрації. Для покращання розуміння досить складного матеріалу ілюстрації було вирішено розмістити безпосередньо у тексті.

Вивчення різноманітних джерел посприяло комплексному та всебічному дослідженню теми інноваційних методів віртуальної реставрації.

1.3 Методика дослідження

У процесі написання дипломної роботи був використаний системний підхід, орієнтований на розгляді явища в цілому. Специфіка досліджуваної теми зумовила застосування низки методів дослідження, включаючи емпіричний метод, який передбачав збір та аналіз даних із різних джерел для формування міцної основи для дослідження. Завдяки систематичному збору інформації, пов'язаної з віртуальною реставрацією, була отримана інформація з наукових статей, що дозволило провести ретельний аналіз теми. Окрім того, дослідження використовувало методи порівняння, класифікації та

узагальнення для виявлення закономірностей, тенденцій і спільних рис технік у сфері віртуальної реставрації. Зіставляючи різні методи та результати, дослідження мало на меті отримати значущі висновки, які сприятимуть загальному розумінню революційного методу.

1.4. Термінологія дослідження

Оскільки віртуальна реставрація є інноваційним методом, що застосовується відносно недавно, дане дослідження потребує деяких пояснень складних технічних термінів, що у ньому застосовуються.

Dunnet – спеціалізована модель глибокого навчання, що спеціально розроблена для датування фресок у печері Могоа. *Dunnet* вивчив складні поєднання деталей, присутні на фресках, що дозволило точніше датувати та аналізувати пам'ятки.

Модель суміші Гаусса – це статистична структура, яка описує розподіл візуальних характеристик у зображенні. Модель фіксує складні варіації та характеристики, присутні на зображенні, керує процесом відновлення, описує розподіл візуальних особливостей у пошкоджених областях, надаючи уявлення про очікуваний варіант відновлення.

Patch Tool, або «Латка» у програмі Photoshop – інструмент для редагування зображень, що дозволяє відновлювати або видаляти небажані елементи чи пошкоджені ділянки зображення, синтезуючи їх із вмістом суміжних областей.

Маска – це чорно-біле зображення, де пікселі білого кольору потребують певних змін, а пікселі чорного кольору не потребують змін. Ці маски діють як гіперпараметр для алгоритму, за допомогою якого він заповнює втрати. Алгоритми автоматичного створення масок використовують аналіз контурів і сегментації для визначення пікселів, які потребують модифікації [4, с.3].

Марковська мережа (Markov random field, *MRF*) – це графічна модель, у якій вузли представляють випадкові змінні, а ребра – їхні зв'язки. Ця техніка

ефективна для таких завдань, як усунення недоліків, віднайдення фрагментів та сегментації зображення.

У випадку обробки зображень Марковське випадкове поле (МВП) особливо корисне для визначення просторових залежностей між сусідніми пікселями або ділянками. Це означає, що на значення пікселя або ділянки можуть впливати сусідні пікселі або ділянки. Використовуючи цю контекстну інформацію, МВП може ефективно моделювати характеристики латкам, що робить його придатним для різноманітних завдань.

Кластеризація – це фундаментальна техніка машинного навчання та аналізу даних, яка використовується для групування подібних точок даних разом на основі їхніх внутрішніх характеристик або властивостей. Існують різні методи кластеризації, кожен із яких має власні базові принципи та алгоритми.

Синтез прогалін, або лакун текстури (Lacuna Texture Synthesis) – це техніка, яка заповнює відсутні або деградовані ділянки зображення візуально узгодженими текстурними візерунками. Він аналізує наявну інформацію про текстуру на зображенні та генерує нові дані текстури, щоб доповнити зони, які потребують відновлення. Цей процес синтезу допомагає відтворити оригінальну текстуру картини та забезпечити узгодженість усього зображення.

Візуальна когерентність означає загальну узгодженість і гармонію візуальних елементів у зображенні чи композиції.

Метод Вей (The Wei Method) – це алгоритм синтезу текстур, який спрямований на створення реалістичних і узгоджених текстур на основі заданого вхідного зразка. Алгоритм працює шляхом повторного заповнення відсутніх або неповних областей зображення за допомогою латок із навколишніх областей.

Метод Ефроса (The Efros method): метод Ефроса, також відомий як алгоритм Ефроса та Леунга (The Efros and Leung algorithm), є ще одним популярним алгоритмом синтезу текстури. Він заснований на концепції

синтезу текстур на основі прикладів, коли алгоритм вивчає та відтворює шаблони та структури, присутні у вхідному зразку, щоб синтезувати нові текстури. Метод Ефроса зосереджений на статистичному аналізі вхідної вибірки, щоб охопити базові властивості текстури, такі як інтенсивність пікселів і просторові співвідношення.

Згортова нейронна мережа (Convolutional neural network, CNN) – це тип штучної нейронної мережі, яка зазвичай використовується для аналізу та обробки зображень. Вона передбачає проходження зображення через кілька шарів фільтрів, аналізуючи дані в кожній його частині, які призначені для ідентифікування шаблонів та певних елементів зображуваного.

Колірний простір XYZ – це незалежний від пристрою простір кольорів, який представляє кольори на основі людського сприйняття світла та зазвичай використовується в обробці зображень. Це тривимірна колірна модель, яка розділяє сприйману інформацію про колір на три компоненти: X, Y і Z, які відповідають кількості трьох основних кольорів, необхідних для створення певного кольору: червоному, зеленому і блакитному.

Вирівнювання гістограми – це техніка, яка використовується для перерозподілу інтенсивності пікселів у зображенні для досягнення більш збалансованого розподілу, що підвищує загальну яскравість і контрастність.

У техніках *інтерполяції* або відновлення зображення навколишня інформація аналізується та використовується для оцінки або заповнення відсутніх або пошкоджених частин зображення. Вивчаючи візерунки, кольори, текстури та структури в сусідніх областях, алгоритми можуть робити обґрунтовані прогнози про те, як могли виглядати відсутні або пошкоджені області.

Морфологічна фільтрація – це тип техніки обробки зображень, який виконує перетворення досліджуваного зображення з метою виділення важливих характеристик або об'єктів.

Трансформація циліндра – це спеціальна операція, яка використовується при виявленні пошкоджень, зокрема на живописних зображеннях, для

виявлення кракелюрних ділянок. Застосовуючи перетворення циліндрів, виходить вихідне зображення, де пікселі з високими значеннями сірого вказують на потенційні тріщини.

Порогова операція — це техніка, яка використовується для виділення певних функцій або об'єктів із зображення на основі значень інтенсивності пікселів. Передбачає застосування трансформації до зображення, що призводить до отримання вихідного зображення, де пікселі з високими значеннями сірого вказують на потенційні тріщини.

Нейронна мережа медіанної радіальної базисної функції (Median radial basis function, *MRBF*) – нейронна мережа, яка використовується для класифікаційних завдань. У конкретному дослідженні була використана для класифікації пікселів як тріщин або мазків фарби на основі їх відтінку та насиченості.

Модифікований фільтр усіченого середнього (*Modified Trimmed Mean filter, MTM*) – це тип фільтра, який використовується для усунення кракелюру на зображенні. Він працює, виключаючи пікселі, які значно відхиляються від локальної медіани, яка є середнім значенням сусідніх значень пікселів.

1.5. Висновки до розділу 1

Вивчення праць на тему віртуальної реставрації дало цінну інформацію про розвиток і застосування цифрових технологій у реставрації творів мистецтва. Концепція віртуальної реставрації поєднує різні технології, які дозволяють виконувати складні процеси збереження та реставрації оцифрованих зображень, уникаючи небажаного втручання в оригінальні твори мистецтва. Такий підхід відповідає сучасним принципам наукової реставрації, наголошуючи на мінімальному втручанні в об'єкти культурної спадщини.

Поєднання різноманітних джерел, включаючи наукові журнали і спеціалізовані веб-сайти, дозволило ретельно проаналізувати різні техніки та методології, що використовуються в цій галузі.

Обрана методика дослідження сприяла ретельному аналізу теми, дозволяючи зробити важливі висновки та сприяючи глибшому розумінню потенціалу сучасних цифрових технологій у реставрації, реконструкції та збереженні художніх надбань.

РОЗДІЛ 2. ВІРТУАЛЬНА РЕСТАВРАЦІЯ, ЇЇ МЕТОДИ ТА ЗАСТОСУВАННЯ

2.1. Реконструкція зображень настінного живопису за допомогою мережевих моделей глибокого навчання

Розглянемо метод реконструювання зображення за допомогою передових методів машинного навчання на прикладі проведених реставраційних досліджень, спрямованих на відновлення фресок храму Saint Monk's в повіті Шесянь, що залишився єдиним прикладом фресок династії Мін в провінції Аньхой, Китай.

Фрески в Китаї мають багату культурну історію, слугуючи примітивною формою живопису. Фрески, знайдені в гротах, залах і гробницях, виникли в епоху Жовтого Імператора (Хуан-ді). Фрески в храмі Saint Monk's в повіті Шесянь відрізняються особливою різноманітністю. Ці стінописи пропонують цінну інформацію про національне мистецтво Китаю, зображуючи події, героїв та міфологію.

Настінні розписи схильні до пошкоджень, викликаних різними факторами, такими як фізичні, хімічні та біологічні впливи. Зокрема, було визначено, що волога є найпотужнішим фактором псування настінних розписів. Надмірна вологість може призвести до фізичної ерозії, хімічних реакцій і розвитку цвілі та грибків. Підвищення вологи через зволожену землю, конденсат на холодних стінах і наявність гігроскопічних матеріалів сприяють підвищенню вмісту вологи в стінах, посилюючи процес руйнування. Прямий контакт між водою та шаром фарби здатен послабити зв'язуюче середовище, що призведе до розтріскування та відшарування шару фарби. Повторні вологі та сухі цикли ще більше прискорюють втрату адгезії шарів. Розчинні солі, що містяться у воді, або солі, накопичені в структурі основи, можуть пошкодити стінопис. Розчинні солі розповсюджуються разом з водою крізь капіляри стіни, шари живопису та при випаровуванні води

кристалізуються або на поверхні зображення, або всередині структури основи. Така кристалізація солей на поверхні називається «висолами».

Висоли на поверхні спричиняють пошкодження шару фарби. Кристалізація солей у штукатурці призводить до механічної деформації внаслідок збільшення її об'єму; зовнішні шари можуть здуватися, тріскатися і з часом відпадати. Гігроскопічні солі, присутні в шарі фарби, переважно поглинають вологу з атмосфери та зберігають основу вологою протягом тривалого періоду часу, і, таким чином, руйнівна дія води посилюється.

Дуже високі та низькі температури можуть спричинити розтріскування та ослаблення шарів штукатурки та фарби. Крім того, хімічні та біологічні процеси руйнації прискорюються теплом.

Світло також є потужним джерелом псування настінних розписів. Під впливом УФ-випромінювання сполучні речовини темного живопису втрачають свою адгезивну силу. Колір деяких пігментів має тенденцію бліднути під впливом світла.

Інші фактори, включають забруднення навколишнього середовища, біологічне ураження, людську діяльність, також відіграють значну роль у процесі руйнування настінного живопису.

Результатом подібних впливів є структурні пошкодження шарів фарби та основи, розтріскування, відшарування фарби, втрата оригінальних кольорів, деталей живопису [1].

Розгляд проблеми погіршення візуального вигляду твору та методів його відтворення є безпосередньою сферою застосування машинного навчання в задачах реставрації творів мистецтва.

В останні роки поява методів машинного навчання, базованих на зібраних даних, відкрила нові можливості в реставрації культурних пам'яток. Реставратори, досліджуючи фрески храму Saint Monk's в повіті Шесянь, застосували ці методи разом із базою даних фресок у печері Могао та застосували метод глибокої згорткової нейронної мережі (Deep convolutional neural network, DCNN) для навчання спеціалізованої моделі глибокого

навчання під назвою Dunnet. Ця модель спеціально розроблена для датування фресок у печері Могао та продемонструвала чудову ефективність, порівняно з традиційними методами. Dunnet вивчив складні поєднання деталей, присутні на фресках, що дозволило точніше датувати та аналізувати пам'ятки.

У контексті реставрації фресок храму Saint Monk's пошкоджене зображення значно впливає на результат реставрації. Тому описане нижче дослідження спрямоване на покращення зображення, відновлення кольорів із використанням алгоритмів машинного навчання і моделей глибокого навчання на основі чітких структурних характеристик і завдань реставрації.

Принципи реставрації цифрових зображень включають імпорт ілюстративного матеріалу в комп'ютерну систему, обробку зображень, перетворення інформації зображення в представлення даних, а також класифікацію та сортування даних відповідно до правил обробки. Це забезпечує комплексну організацію та зберігання даних зображення, щоб запобігти їх втраті. Алгоритм машинного навчання застосовується для обробки зображення, аналізу зв'язків між різними компонентами зображення та визначення порядку обробки на основі заданих параметрів.

У процесі відновлення метод машинного навчання визначає межі зображення, витягує параметри межі, такі як пікселі та кольори, на базі яких формує цільовий рівень обробки. Запропонована модель також використовується для визначення структури зображення, визначення структурних параметрів кожного компонента зображення та моделювання цільового стану структури зображення за допомогою векторних операцій. Це допомагає у виявленні специфічних структурних особливостей зображення.

Щоб досягти найкращих реставраційних результатів, спочатку аналізуються структури та характеристики настінних зображень у монастирі Saint Monk's. Настінні зображення зазнали пошкоджень через тривалий кліматичний вплив, що призвело до відшарування основи та живопису, втрати чіткості зображення та розповсюдження цвілі на поверхні. Крихкість фресок у поєднанні з неналежним зберіганням сприяє їх руйнуванню. Враховуючи

характеристики та причини пошкодження, дослідження та розробка технології реставрації фресок спрямовані на підвищення ефективності процесу реставрації.

На рисунку 1 зображено фреску храму Saint Monk's, що демонструє ряд пошкоджень через тривалий кліматичний вплив. Спостерігається, що фреска спочатку була намальована на сухій поверхні стіни, яка була покрита шаром трав'яного мулу, щоб забезпечити відповідну поверхню для малювання. Однак ця техніка призвела до слабкої загальної якості стінопису та підвищеної чутливості до різних факторів руйнування.



Рис.1 Пошкоджена фреска храму Saint Monk's.

Процес реконструкції настінних зображень у храмі Saint Monk's передбачає використання спеціального типу комп'ютерної мережі, яка називається згортковою нейронною мережею (Convolutional neural network, CNN). Ця мережа створена для використання шаблонів на зображеннях. Вона складається з різних шарів, які працюють разом, щоб відтворити зображення високої роздільної здатності із зображень із низькою роздільною здатністю.

Щоб розпочати процес реконструкції, фотоматеріали з зображенням фресок спочатку обробляються та впорядковуються в цифрову базу даних. Оригінальні зображення змінюються для створення версії нижчої якості, імітуючи погіршення, яке часто відбувається з часом. Це зображення з низькою роздільною здатністю служить відправною точкою для реконструкції. Модель ЗНМ навчається за допомогою зображень із низькою роздільною здатністю та їхніх відповідних аналогів із високою роздільною здатністю. За допомогою ряду математичних операцій ЗНМ аналізує особливості та шаблони, присутні на зображеннях, і вчиться робити точні прогнози щодо відсутніх деталей, зрештою створюючи реконструйовану версію, яка дуже нагадує оригінальну фреску високої роздільної здатності.

На етапі реконструкції модель постійно коригує свої внутрішні параметри на основі помилки, з якою вона стикається під час навчання, поступово покращуючи свою здатність реконструювати вихідне зображення.

Процес навчання ЗНМ передбачає пошук найкращого набору параметрів, які мінімізують різницю між зображенням до реставрації і зображенням наприкінці. Цей процес оптимізації гарантує, що згорткова нейронна мережа створить максимально точні та достовірні реконструкції.

Загалом, використання ЗНМ дозволяє відновлювати та реконструювати фрескові зображення за допомогою вдосконалених алгоритмів і методів глибокого навчання. Вчившись на великому наборі даних прикладів, згорткова нейронна мережа може дослідити характеристики фресок і створити дуже детальні та візуально привабливі реконструкції [2, с.3].

Мета реставраційних заходів, зосереджених на покращенні цифрових фресок за допомогою машинного навчання, полягає в тому, щоб виправити проблеми зі спотворенням кольорів і зробити зображення якіснішим. Існуючі методи мають проблеми з рівномірним покращенням всього зображення. Щоб вирішити цю проблему, розглядається зв'язок між кольорами та яскравістю. Щоб зображення виглядало однорідним, посилюється яскравість усіх пікселів. Це робиться за рахунок регулювання яскравості на основі оригінального зображення та створюючи криву посилення яскравості, що покращує значення пікселів зображення.

Додається коригувальний коефіцієнт для обробки шуму та контролю рівня покращення. Коефіцієнт коригування базується на конкретному малюнку та допомагає зберегти деталі текстури.

Працюючи з кольорами на зображенні, покращуючи контрастність і яскравість, реставратори гарантують, що відредаговані зображення пам'яток виглядають згідно своїх оригінальних кольорів [2, с.6].

Для більш достовірного віднайдення первісного вигляду твору, на прикладі досліджуваних спеціалістами фресок, аналізують збереженість та необхідність їх цифрового відновлення. Якщо відповідь позитивна, як у випадку дослідження, на яке посилаємося, спеціалісти використовують техніку складного машинного навчання, під назвою «мультимодальна декомпозиція ознак», яка допомагає виділити з пошкодженого зображення важливі візуальні елементи, необхідні для процесу реставрації.

Мультимодальна декомпозиція ознак є технікою, яка відіграє вирішальну роль у реставрації зображень. Давайте заглибимося в деталі даної техніки та того, як вона допомагає корегувати нечіткі та пошкоджені ділянки зображення.

Техніка працює шляхом розкладання зображення на кілька режимів або компонентів. Кожен окремий режим представляє конкретний аспект зображення, фіксуючи певні візуальні характеристики чи особливості. Ці

режими можуть включати інформацію про колір, текстуру або структурні елементи всередині зображення.

Розкладаючи зображення на різні режими, стає можливим ефективно аналізувати та маніпулювати кожним компонентом окремо. Це дозволяє зосередитися на конкретних функціях, які потрібно відновити або покращити.

Отримані відповідні режими наступним кроком поєднуються із зображеннями високої роздільної здатності фрагментів зображення твору, що досліджується. Доданий допоміжний візуальний матеріал надає додаткові деталі та чіткість, які можуть бути відсутніми на пошкодженому зображенні. Поєднання режимів, що виділяють певні характеристики, та приклади якісних зображень, де ці характеристики знаходяться в нормі, допомагають зрозуміти базову структуру та візуальні елементи, які мають бути присутніми в цих областях. Отриманий матеріал служить основою для подальшого процесу відновлення візуальної складової пам'ятки.

Використовуючи цей комбінований набір даних, дослідникам стає можливим ефективно вирішувати проблему розмитих ділянок та відновлювати зображення до початкової якості.

Аналізуючи візуальні особливості фрескового зображення, продовжуються відновлювання нечітких деталей в червоному, зеленому та синьому каналах.

На зображенні кольори зазвичай представлені різними каналами або компонентами: червоний (R), зелений (G) і синій (B). Ці компоненти містять інформацію про інтенсивність або яскравість кожного колірного каналу в зображенні. Маніпулюючи цими компонентами кольору, ми можемо покращити або змінити певні аспекти зовнішнього вигляду зображення [3, с.8].

Протягом усього процесу реставрації підтримується узгодженість відновлювальних ділянок з загальним зображенням, враховуючи одночасно червоний, зелений і синій канали. Це гарантує, що відновлені області

зливаються з рештою зображення, створюючи візуально приємний і узгоджений результат.

Наступним кроком використовуються шаблони та ваги, щоб обрати визначні точки на зображенні, з якими комп'ютеру слід працювати.

Коли ми говоримо про «визначні точки», ми маємо на увазі конкретні місця або ділянки на зображенні, які вважаються важливими або орієнтирами. Це можуть бути ділянки, які потребують відновлення через розмитість, низьку роздільну здатність, тобто незадовільну якість або інші проблеми. Зазвичай їх ідентифікують за допомогою візуального аналізу або застосування певних алгоритмів, які виявляють ключові особливості чи візерунки на зображенні.

Ваги – це числові значення, призначені кожній визначеній точці. Ці ваги вказують на відносну важливість або значимість кожного моменту в процесі відновлення. Вищі ваги вказують на те, що вказаній ділянці слід приділяти більше уваги та ресурсів під час реставрації, а нижчі вказують на меншу значущість. Ваги використовуються для визначення пріоритетів відновлення та забезпечення відповідного реконструювання ділянок.

Результати цього процесу генеруються за допомогою шаблону ознак на основі статистичної моделі, яка називається моделлю суміші Гаусса. Такий підхід дозволяє ефективно відновити нечіткі ділянки фрески.

Модель суміші Гаусса — це статистична структура, яка описує розподіл візуальних характеристик у зображенні. Ця модель фіксує складні варіації та характеристики, присутні на зображенні.

На основі моделі суміші Гаусса ми створюємо шаблон функції, який представляє розподіл візуальних особливостей на зображенні. Цей шаблон керує процесом відновлення та служить довідником для відновлення нечітких областей.

Модель керує процесом відновлення, описує розподіл візуальних особливостей у пошкоджених областях, надаючи уявлення про очікуваний варіант відновлення.

Таким чином, використання моделі суміші Гаусса для реконструкції зображення передбачає його аналіз, використання шаблонів і ваг для визначення важливих точок, створення шаблону функції на основі моделі та його застосування для покращення нечітких областей. Цей процес зрештою призводить до реконструйованого зображення з покращеною чіткістю та відновленими деталями [2, с.5-6].

На основі описаного процесу реконструювання зображення на прикладі проведених реставраційних досліджень, спрямованих на покращення нечітких областей і відновлення загальної якості фрескового зображення храму Saint Monk's в повіті Шесянь, провінції Аньхой, можна наступним чином представити покроковий процес:

1. Візуальний аналіз. Художній об'єкт ретельно досліджується, з метою виявлення пошкоджень зображення та областей, де бракує чітких деталей. Окреслені ділянки являються ціллю для відновлення.

2. Шаблони та ваги: використовуються попередньо визначені шаблони, щоб керувати процесом відновлення. За допомогою шаблону об'єктів і візуального аналізу визначаються нечіткі ділянки зображення. На ці області зазвичай впливають такі фактори, як розмитість, низька роздільна здатність або шум, і їх потрібно відновити, щоб покращити загальну якість зображення.

Кожній із точок присвоюються ваги, вказуючи на їх значення або важливість у процесі реставрації. Використовуючи ваги, приділяється більше уваги та ресурсів ключовим областям, покращуючи їх деталі та чіткість.

3. Шаблон функції: шаблон функції створюється на основі моделі суміші Гаусса, яка фіксує статистичний розподіл візуальних функцій на зображенні. Він забезпечує орієнтир для процесу відновлення, представляючи очікувані характеристики елементів зображення.

Далі алгоритм машинного навчання буде статистичну модель, використовуючи комбінацію розподілів Гаусса. Кожен розподіл Гаусса представляє режим або компонент візуальних особливостей у нечітких

областях. Ці режими можуть фіксувати різні характеристики та компоненти зображення, наприклад, варіації кольорів або деталі текстури.

Ймовірнісна модель суміші розподілів Гаусса забезпечує гнучкість у моделюванні складних і різноманітних візуальних функцій. Він враховує можливість того, що різні регіони в межах нечітких областей можуть демонструвати різні візуальні особливості і потребують різних режимів функцій. Ця адаптивність має вирішальне значення для ефективного відновлення будь-яких типів нечітких областей з різними характеристиками.

Результатом процесу відновлення є реконструйоване зображення, де нечіткі ділянки ефективно усунені. Модель суміші Гаусса допомогла покращити чіткість і якість цих областей, роблячи фреску візуально привабливою та відновлюючи складні деталі.

2.2. Техніка комбінованої текстурно-структурної реконструкції для реставрації старовинних фресок

Як було зазначено, для фресок характерними є проблеми збереження, оскільки вони страждають від різних форм псування, спричинених природними факторами, коливаннями температури, змінами вологості, забрудненням та неусвідомленням людей їхньої цінності. Вицвітання, розтріскування та накопичення плям бруду є поширеними проблемами.

Поява цифрових методів малювання сприяла прогресу в інструментах обробки зображень, набула популярності, пропонуючи різноманітні методи реставрації і стала складною областю досліджень обробки зображень і комп'ютерного зору. На тему реконструкції розписів було проведено багато досліджень, які тривають і надалі.

Коли справа доходить до реставрації настінних розписів, знайдених у стародавніх храмах, зазвичай використовуються методи *ручної реконструкції*. Кваліфіковані художники вручну відновлюють фрески храмів, проте ручна реконструкція зосереджена насамперед на відновленні структурних елементів

розписів і часто нехтує фактурною складовою. Крім того, ручний підхід вимагає багато часу. У результаті методи *цифрової реконструкції* набули популярності і зараз широко використовуються на практиці. Цифрові методи пропонують ефективніші та прогресивніші рішення для відновлення як структури, так і текстури зруйнованих фресок.

Представлене дослідження пропонує стратегію ефективного оцифрованого відновлення стародавніх фресок, представляючи комбінований підхід до текстурної та структурної реконструкції, спрямований на подолання обмежень існуючих алгоритмів малювання, які в основному зосереджені на текстурній реконструкції на основі пікселів, але не можуть відновити зображення зі значною деградацією та структурним пошкодженням.

Методологія даного дослідження така:

Запропонована техніка, яка називається розширеним алгоритмом заповнення ділянки на основі зразка, використовує процедуру реконструкції на основі латок і використовує алгоритм генерації динамічної маски для створення замаскованих зображень, що підлягають детальному дослідженню.

Ідентифікація пошкоджених ділянок досягається за допомогою генерації масок, де погіршеним ділянкам присвоюється значення інтенсивності пікселя, що дорівнює одиниці, тоді як частинам, що залишилися, призначається значення нуль. Аналізуючи навколишні значення пікселів зі зниженими характеристиками, алгоритм ефективно заповнює відсутню інформацію. Крім того, алгоритм реконструює структуру настінних розписів шляхом створення ескізів, таким чином покращуючи загальний процес реставрації [4, с. 2].

Крім того, виконується відновлення значень кольору, яскравості та освітленості, що забезпечує покращену версію фресок. Запропонована стратегія зіставлення латок ефективно відновлює текстуру фресок та втрачені компоненти зображення.

Техніка створення масок

Реставрація оцифрованого живопису часто включає ідентифікацію та модифікацію конкретних пікселів. Маски зображення зазвичай

використовуються для позначення областей, які потребують модифікації, де білі пікселі представляють області, які потребують змін, тоді як чорні пікселі вказують на відсутність необхідності змін.

Існують різні методи створення маски в алгоритмах малювання. Несліпі методи використовують попередньо визначені маски, тоді як сліпі методи можуть зафарбовувати зображення без визначення масок.

Маска – це чорно-біле зображення, де пікселі білого кольору потребують певних змін, а пікселі чорного кольору не потребують змін. Ці маски діють як гіперпараметр для алгоритму, за допомогою якого він заповнює втрати. Техніки, які заздалегідь знають, які пікселі пошкоджені, називаються несліпими техніками. Існує набагато менше методів, які можуть згенерувати зображення без вказівки будь-яких масок. Такі методи називають технікою малювання наосліп. Алгоритми автоматичного створення масок використовують аналіз контурів і сегментації для визначення пікселів, які потребують модифікації [4, с.3].

Багато існуючих алгоритмів малювання покладаються на ідентифікацію пошкоджених частин вручну або інструменти комп'ютерної програми, такі як Photoshop, для створення маски. Їм потрібне оригінальне зображення для порівняння областей, які потрібно змінити.

Алгоритм Patch Tool, або «Латка» у програмі Photoshop є потужним інструментом для відновлення зображень, що дозволяє користувачам легко відновлювати пошкоджені або небажані ділянки зображення. Алгоритм працює даним чином:

1. Спочатку користувач вибирає пошкоджену ділянку на зображенні, яку потрібно удосконалити. Це може бути подряпина, забруднення, нечітка текстура або інший недолік.

2. Коли інструмент Patch Tool активний, відбувається налаштування розміру пензля відповідно до задач. Визначається область, з якої алгоритми програми Photoshop візьмуть інформацію про текстуру та колір, щоб замінити

пошкоджену область. Для цього користувач обирає оригінальну область, яка за візуальними ознаками найближче нагадує область, яку потрібно віднайти.

3. Змішування: після вибору вихідної області Photoshop змішує інформацію про текстуру та колір із джерела з оточуючими пікселями в пошкодженій області. Параметр «Відповідно до вмісту» в інструменті «Латка» синтезує сусідній вміст для його органічного накладання на оточуючий вміст.

4. Залежно від складності реставрації, користувачеві може знадобитися внести корективи, щоб забезпечити точніше віднайдення деталей. Програма Photoshop пропонує різні параметри для вдосконалення латки: налаштування прозорості, розтушовування країв або використання додаткових інструментів для точного налаштування.

5. Після внесення коригувань користувач застосовує алгоритм Patch Tool, відпускаючи кнопку миші. Потім Photoshop обробляє вибрану область і замінює її інформацією з джерела, фактично відновлюючи пошкоджену або небажану частину зображення.

Одразу після застосування алгоритму виправлення важливо переглянути результати та внести подальші коригування, якщо необхідно. Користувач може збільшити масштаб і оглянути віднайдену ділянку на наявність недоліків або невідповідностей. За потреби можна повторити процес, вибравши іншу зразкову область або зробивши додаткові налаштування для досягнення бажаного результату відновлення [5].

Алгоритм виправлення у Photoshop пропонує зручний і ефективний спосіб відновлення пошкоджених або небажаних ділянок зображення. Використовуючи потужність змішування та аналізу текстури, це допомагає користувачам легко відновлювати та вдосконалювати зображення.

Послідовне малювання — це популярний метод на основі латок, який використовується для відновлення зображення. Він включає в себе алгоритм пошуку на основі Марковського випадкового поля (Markov random field, MRF).

Марковська мережа – це графічна модель, у якій вузли представляють випадкові змінні, а ребра – їхні зв'язки. Ця техніка ефективна для таких завдань, як усунення недоліків, віднайдення фрагментів та сегментації зображення.

У випадку обробки зображень Марковське випадкове поле (МВП) особливо корисне для визначення просторових залежностей між сусідніми пікселями або ділянками. Це означає, що на значення пікселя або ділянки можуть впливати сусідні пікселі або ділянки. Використовуючи цю контекстну інформацію, МВП може ефективно моделювати характеристики латкам, що робить його придатним для різноманітних завдань.

У контексті реконструкції текстури МВП відіграє вирішальну роль. Текстури характеризуються своїми повторюваними візерунками та локальними варіаціями. Марковська мережа може фіксувати ці характеристики, моделюючи залежності між сусідніми латками. Це дозволяє МВП ефективно виводити та реконструювати відсутню або погіршену інформацію про текстуру зображення.

Зіставлення латок є одним широко використовуваним методом відновлення зображення на основі згаданої моделі. Він передбачає поділ вхідного зображення на фрагменти, що накладаються один на одного, зазвичай із фіксованим розміром, наприклад 7×7 пікселів. Дані латки відіграють вирішальну роль у встановленні зв'язків між пікселями всередині зображення. Щоб покращити якість відновленого зображення, гібридний підхід поєднує зіставлення латок із випадковим полем Маркова для реконструкції текстури [4, с.3].

У цьому підході зображення проходить стадію посилення колірною контрасту після виконання синтезу на основі *Lacuna Texture Synthesis*. Спочатку визначається деградована область зображення із зазначенням областей, які потребують відновлення, обирається латка шляхом пошуку відповідної ділянки, з якої будуть перейняті характеристики. Це гарантує, що

відновлене зображення збереже загальну форму та структуру оригінального зображення, запобігаючи будь-яким розривам або нерівностям уздовж країв.

Завдяки поєднанню зіставлення латок із Марковським випадковим полем, ця стратегія виявляється ефективною для збереження цілісності та візуальної узгодженості зображення під час процесу реставрації.

Поєднуючи зіставлення латок із Марковською мережею, гібридний підхід використовує сильні сторони обох методів. Зіставлення латок допомагає знайти відповідні еталонні ділянки для відновлення текстури, тоді як Марковське випадкове поле гарантує, що відновлена текстура добре вирівнюється з навколишніми областями, зберігаючи загальну візуальну узгодженість зображення. Ця комбінація покращує якість відновленого зображення шляхом включення локальної та глобальної інформації. Він вирішує завдання реконструкції текстури та гарантує, що кінцевий результат буде дуже схожий на оригінальний твір мистецтва.

Дослідниками розроблений ефективний *метод реставрації настінних зображень* із застосуванням чотирьохетапного реставраційного підходу на основі згаданої моделі.

Перший етап передбачає виділення кожної лінії на малюнку. Цей крок допомагає ідентифікувати різні елементи та структури, присутні на зображенні.

На другому етапі метод кластеризації k-середніх використовується для кластеризації пошкоджених частин зображення. \

Кластеризація – це фундаментальна техніка машинного навчання та аналізу даних, яка використовується для групування подібних точок даних разом на основі їхніх внутрішніх характеристик або властивостей. Існують різні методи кластеризації, кожен із яких має власні базові принципи та алгоритми. Одним із поширених методів є кластеризація k-середніх. У кластеризації k-середніх алгоритм розбиває дані на заздалегідь визначену кількість кластерів (k) на основі близькості точок даних до центроїдів кластера. Алгоритм неодноразово призначає точки даних найближчому

центру та коригує центри на основі середнього значення точок даних у кожній групі, доки процес не стабілізується, оновлює центроїди на основі середнього значення точок даних у кожному кластері до збіжності. Таким чином, кластеризація k-середніх допомагає нам ідентифікувати різні групи в наборі даних на основі їх схожості та відмінностей.

Алгоритм кластеризації групує схожі пікселі разом на основі їх кольорів або значень інтенсивності. Виявивши та відокремивши деградовані регіони, процес відновлення можна зосередити на цих конкретних областях.

Переходячи до третього етапу, пікселі групуються на основі їх подібності в кожному кластері. Таке групування дозволяє використовувати більш локалізований підхід до відновлення, коли пікселі в межах одного кластера обробляються колективно. Потім кожен піксель у групі замінюється його середнім значенням. Цей крок допомагає покращити узгодженість і цілісність відновленого зображення в кожному кластері.

На четвертому етапі обчислюється зважене середнє для реконструкції зображення. Це середнє значення враховує відновлені пікселі з попередніх етапів, а також навколишні пікселі, щоб забезпечити плавний перехід між відновленими та вихідними частинами зображення [4, с.3].

Запропонована техніка демонструє свою ефективність у відновленні фрескових зображень, враховуючи як структуру і текстуру.

Підводячи підсумок, можна сказати, що методи послідовного малювання, засновані на зіставленні латок і МВП, виявилися ефективними для відновлення зображення. Ці методи спрямовані на відновлення як структури, так і текстури фрескових зображень. Вони використовують кластеризацію, групування пікселів і зважене середнє значення для реконструкції зображення. Крім того, поєднання методів зіставлення латок із Марковським випадковим полем підвищує точність і збереження форми та текстури під час реставрації. Результати описаних підходів сприяють вдосконаленню методів відновлення зображень та їх практичного застосування в різних областях.

2.3. Покращення яскравості та колірної контрасту при реставрації оцифрованих зображень

У дослідженні «Віртуальна реставрація стародавнього китайського живопису з використанням посилення кольорового контрасту та синтезу прогалин, або лакун текстури» [9] основна увага зосереджена на відновленні давніх китайських картин від династії Тан до династії Мін. Дослідники відібрали репрезентативні твори мистецтва цього періоду, включаючи зображення, отримані з бази зображень Національного палацу-музею (Тайбей) – центрального музею стародавнього мистецтва Китаю на острові Тайвань, а також оцифровані картини з книг, виданих Національним палац-музеєм.

Вчені провели три основні експерименти, щоб оцінити ефективність різних методів реставрації оцифрованих зображень. Перший експеримент передбачав використання тільки підсилення колірної контрасту. Другий експеримент поєднував покращення колірної контрасту з посиленням контрасту яскравості. Заключний експеримент використовував гібридний метод без адаптивного вирівнювання гістограми (АНЕ, Adaptive histogram equalization), спеціального методу обробки зображень.

У першому експерименті було використано зображення традиційного китайського живопису – твору під назвою «Палацовий концерт».

«Палацовий концерт» – картина на шовку китайської династії Тан (618 – 907 роки н.е.), на якій зображено десять придворних дам і двох служниць, які стоять навколо великого прямокутного столу. Деякі придворні дами зображені за чаєм, а інші за вином. Чотири жінки на дальньому кінці відповідають за відтворення музики. Художник і точний рік створення картини невідомі [6].

На зображенні було використано *посилення колірної контрасту*, що мало на меті покращити візуальну якість твору. Процес покращення зробив кольори більш живими та яскравими. Коефіцієнт, позначений як «k»,

використовувався для налаштування ефекту покращення на основі бажаного вигляду зображення.

На рисунку 9 зображено процес покращення колірного контрасту. Цей етап ілюструє, як техніка покращення сприяє тому, щоб зображення на картині виглядало яскравішими та візуально привабливішим. Регулювання коефіцієнта «к» дозволяє динамічно контролювати ефект покращення, дозволяючи реставраторам точно налаштовувати результати на основі конкретних характеристик.



(a)



(b)

Рис. 9 (a) Оригінальне зображення «Палацовий концерт» часів династії Тан і (b) та ж картина, посилення колірної контрасту шляхом насиченості.

Операції насиченості та знебарвлення покращують зображення не лише шляхом зміни темних областей, але й завдяки підвищенню різкості зображення.

Операція насиченості в контексті обробки зображень означає процес збільшення компонента насиченості зображення, зберігаючи його яскравість і відтінок. *Насиченість* визначає інтенсивність або чистоту кольорів зображення. Застосовуючи операцію насиченості, кольори на зображенні стають яскравішими та багатшими. Цю техніку можна використовувати, щоб підсилити загальну насиченість кольорів і зробити зображення більш привабливим.

У контексті обробки зображень операція *знебарвлення* означає процес зменшення або видалення компонента насиченості зображення, зберігаючи його яскравість і відтінок. Насиченість представляє інтенсивність або чистоту кольорів зображення. Застосовуючи операцію зменшення насиченості, кольори на зображенні стають менш яскравими або приглушеними, зрештою переходячи до відтінків сірого. Цю техніку можна використовувати для коригування загального балансу кольорів або для створення певного візуального ефекту, наприклад чорно-білого або сепії.

На рисунку 10(a) представлено класичну картину часів династії Сун (960 – 1279 роки н.е.) під назвою «Сосни під вітром посередині тисячі долин», яка була створена Лі Таном у 1124 році. На сувої представлений вид гірського масиву, що займає собою середній план [7].

Важливо, що Y -компонент, який розглядається як рівень сірого, можна застосувати разом з іншим покращенням яскравості. Численні невидимі деталі, наприклад, гілки сосон, виявляються, коли покращення колірного контрасту поєднується з адаптивною модифікацією гистограми.

На рисунку 10(b) зображення додатково оброблене за допомогою адаптивного вирівнювання гистограми після покращення колірного контрасту.

Поєднання *покращеного колірного контрасту з адаптивним вирівнюванням гистограми* може призвести до виявлення раніше невидимих деталей на зображенні. Це означає, що тонкі або приховані елементи в зображенні, такі як гілки сосон, стають більш помітними та чіткими.

Процес передбачає спочатку застосування до зображення підсилення колірної контрасту, що посилює різницю кольорів і покращує загальний візуальний вигляд. Сам по собі цей крок уже допомагає виявити деякі деталі, які раніше було важко помітити.

Однак, додаткове використання *адаптивного вирівнювання гистограми* (Adaptive histogram equalization, АНЕ) здатне ще більше віднайти деталей. Відбувається перерозподіл інтенсивності пікселів таким чином, щоб покращити загальний контраст і розкрити більше інформації як у світлих, так і в темних областях зображення, дозволяючи глядачам оцінити деталі зображення, які могли бути затемненими або менш вираженими до процесу покращення.

Рисунки 10(с) і 10(д) є фрагментами рисунків 10(а) і 10(б) відповідно. Відновлене зображення на рисунку 10(б) розкриває більше деталей, ніж початкове зображення, зберігаючи точність кольорів.

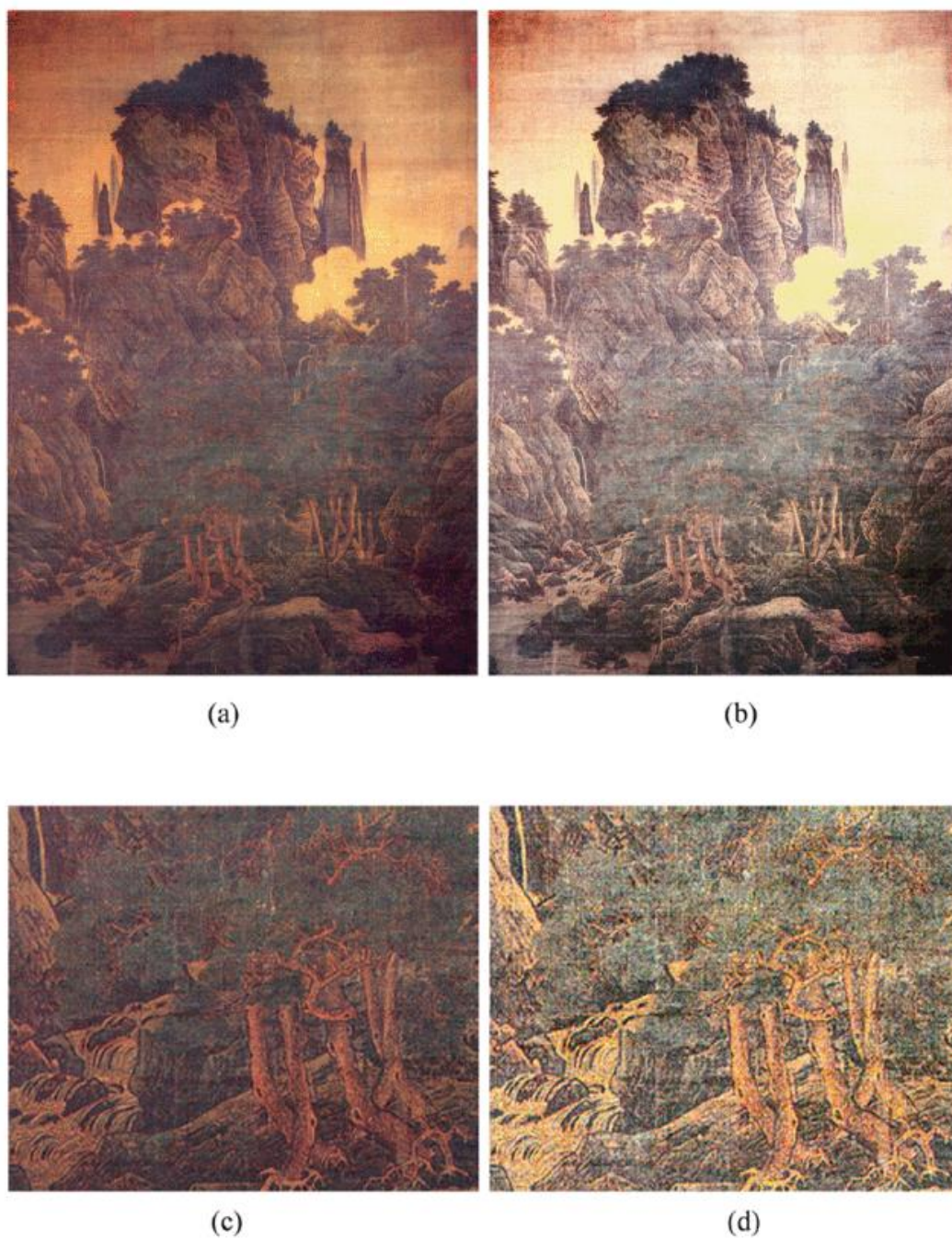


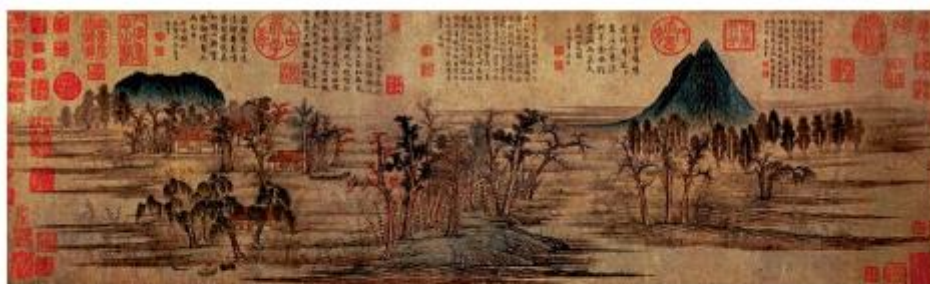
Рис. 10 (а) Оригінальне зображення «Сосни під вітром посередині тисячі долин»; (b) з посиленням насиченості; (c) оригінальний фрагмент з гіллям сосни; (d) фрагмент з гіллям сосни після застосування в комбінації адаптивного вирівнювання гистограми та посилення кольорового контрасту.

На рисунку 11(а) зображено сувій часів династії Юань (1271 – 1368 роки) під назвою «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа», створений художником Чжао Менфу.

Сувій «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа» було створено у в 1295–1296 роках. Близький план сувою займає зображення заростей очерету біля краю озера або річкової низини, стиснутих пологими берегами, на яких височать вікові хвойні та листяні дерева. На другому плані праворуч видно масив пірамідальної гори, що тягнеться у вишину. Вдалині – рівний водяний простір з'єднується з небом, а розкидані по воді човни з рибалками здаються непропорційно крихітними, порівняно з деревами на березі [8].

На рисунку 11(b) показано те саме зображення, покращене операціями насиченості та зменшення насиченості в структурі покращення колірною контрасту.

Рисунок 11(c) ілюструє остаточне відновлене зображення з видаленими словами та печатками.



(a)



(b)



(c)

Рис. 11 (а) Оригінальне зображення «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа», (b) посилення насиченістю; і (с) відновлене зображення з видаленими словами та печатками.

Проводячи ці експерименти та порівнюючи результати різних методів покращення, реставратори прагнуть визначити найефективніший підхід до реставрації картин, які зазнали ефекту плину часу. Використання підсилення колірного контрасту окремо або в поєднанні з підсиленням контрасту яскравості, чи з використанням адаптивного вирівнювання гістограми пропонує багатообіцяючий шлях для покращення візуальної якості художніх творів мистецтва.

2.4. Методи реконструкції зображення художніх творів комп'ютерними алгоритмами і техніки синтезу прогалин текстури в рамках одного дослідження

Збереження та відновлення творів мистецтва має культурну та історичну значущість. У цьому розділі ми заглибимося у сферу реконструкції зображень, зосередившись на реставрації творів мистецтва за допомогою різних комп'ютерних алгоритмів і гібридного методу, базованого на техніці Lacuna Texture Synthesis.

Порівняємо метод, заснований на синтезі прогалин, або лакун текстури з двома звичайними алгоритмами, які широко використовуються в задачах обробки зображень і синтезу текстур: метод Вей і метод Ефроса. Проаналізуємо сильні сторони та недоліки кожного алгоритму, приділяючи особливу увагу їхній здатності відновлювати зображення, не залишаючи меж розривів, створюючи плавне злиття доповнення з рештою зображення та ефективності пошуку суміжних регіонів під час процесу синтезу.

Окрім того, розглянемо вплив допоміжної обробки на загальні результати відновлення зображення та відбору та розподілу зразків текстур для покращеного синтезування втрачених ділянок.

Заглибимося в передові методи, що використовуються в гібридному підході на основі Lacuna Texture Synthesis. Дана техніка використовує покращення яскравості та колірного контрасту, щоб оживити реконструйовані зображення. Інтеграція зважених масок, кільцевого сканування та допоміжних методів якісно покращує процес реставрації.

У розділі представлені результати експериментів і наслідки різних методів, що використовуються для реконструкції зображення в межах запропонованого дослідження. Використовуючи комп'ютерні алгоритми, такі як методи Вей, Ефрос і синтез прогалин текстури, дослідники прагнуть розширити межі застосування реставрації зображень. Завдяки ретельному

аналізу технік, методик і результатів прокладається шлях для майбутніх досліджень і досягнень у галузі реконструкції зображень.

Основною метою цього дослідження є відродження стародавнього китайського живопису, починаючи з династії Тан до династії Мін.

Реставратори ретельно підготували колекцію видатних творів мистецтва цієї епохи, отриманих з бази даних зображень Національного палацового музею в Тайбеї, який є визначним сховищем стародавнього мистецтва Китаю.

У рамках даного реставраційного дослідження реконструюванню будуть підлягати оцифровані картини: «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа», «Служниця, яка тримає віничок з пір'я», «Три служниці, що несуть квіткові тази»

На початковому етапі процесу реставрації зображення до картин застосовується етап підвищення колірного контрасту. Цей етап має на меті підвищити колірні значення зображення, зробивши його більш яскравим і візуально привабливим. Після оновлення колірного контрасту та покращення загального вигляду зображення виконується синтез прогалин текстури, або лакун текстури (Lacuna Texture Synthesis) [9].

Синтез лакун текстури – це техніка, яка заповнює відсутні або деградовані ділянки зображення візуально узгодженими текстурними візерунками. Він аналізує наявну інформацію про текстуру на зображенні та генерує нові дані текстури, щоб доповнити зони, які потребують відновлення. Цей процес синтезу допомагає відтворити оригінальну текстуру картини та забезпечити узгодженість усього зображення.

Після завершення синтезу текстури алгоритм Lacuna Texture Synthesis переходить до ідентифікації деградованих областей на зображенні. Ці області можуть бути областями, де оригінальна текстура була втрачена, пошкоджена або деградувала з часом. Розпізнаючи ці деградовані ділянки, алгоритм може зосередити свої зусилля з реконструкції на цих конкретних областях, забезпечуючи цілеспрямоване та ефективне відновлення.

Щоб знайти відповідні латки для деградованих ділянок, використовується техніка пошуку сусідів. Ця техніка передбачає дослідження навколишніх пікселів або ділянок на зображенні, щоб визначити найбільш схожі на деградовану область. Порівнюючи візуальну схожість між латками, алгоритм може вибрати найбільш відповідний збіг, який найкраще нагадує відсутню або незадовільну текстуру. Цей процес зіставлення гарантує, що відновлені ділянки добре поєднуються з навколишніми областями та зберігають загальну узгодженість зображення.

Поєднуючи покращення колірного контрасту, синтез прогалин або лакун текстури, розпізнавання погіршених областей і зіставлення латок за допомогою пошуку суміжних ділянок, алгоритм відновлення зображення може ефективно реконструювати відсутні або пошкоджені частини картини. Цей багатоетапний підхід гарантує повне відновлення як кольору, так і текстури зображення, що призводить до отримання візуально приємного та цілісного кінцевого зображення.

Підсумовуючи, слід зазначити, що синтез прогалин, або лакун текстури (Lacuna Texture Synthesis) – це новий алгоритм, який складається з чотирьох етапів: призначення суміжних ділянок, збору інформації з суміжних ділянок, допоміжної обробки та синтезу. Розглянемо, кожен етап детальніше.

Перший етап алгоритму передбачає дослідження суміжних областей. Процес передбачає ідентифікацію сусідніх областей, що оточують лауну, або відсутні частини зображення. Аналізуючи навколишні області, алгоритм прагне визначити найбільш підходящі текстури, які можна використовувати для ефективного заповнення прогалин.

Після призначення суміжних областей алгоритм переходить до етапу збору. На цьому етапі складається колекція можливих сусідніх областей. Ці області розглядаються як потенційні джерела текстури, які можна використовувати для заповнення лакун. Збираючи різноманітні зразки текстур, алгоритм збільшує свої шанси знайти найбільш достовірний збіг для відсутніх частин зображення.

Третій етап *Lacuna Texture Synthesis* – допоміжний етап обробки. Тут до зібраних зразків текстури застосовують різні методи обробки. Ці методи можуть включати фільтрацію, коригування кольору або контрасту та інші модифікації, спрямовані на покращення якості текстур. Мета полягає в тому, щоб синтезовані текстури бездоганно поєднувалися з наявним зображенням, створюючи цілісний і візуально приємний результат.

Останній етап синтезу включає фактичну інтеграцію синтезованих текстур у відсутні ділянки зображення. Алгоритм використовує оброблені зразки текстури для заповнення лакун, ретельно враховуючи такі фактори, як структура текстури, вирівнювання країв і загальна візуальна когерентність.

Розглянемо детально, що саме мається на увазі під візуальною і текстурною когерентністю.

Візуальна когерентність означає загальну узгодженість і гармонію візуальних елементів у зображенні чи композиції. Це гарантує, що різні частини зображення добре поєднуються між собою та утворюють єдине ціле. У контексті синтезу лакуни текстури візуальна когерентність передбачає, що відновлені або синтезовані текстури плавно інтегруються з навколишніми областями зображення, не виглядаючи роз'єднаними чи недоречними. Мета полягає в тому, щоб створити візуально приємний результат, де відновлені області не відрізнятимуться від оригінального зображення за текстурою, структурою та кольором.

Заповнюючи відсутні або пошкоджені області синтезованими текстурами, важливо переконатися, що ці текстури відповідають навколишнім областям щодо візерунків, кольорів і загальних характеристик текстури. Узгодженість текстур гарантує, що синтезовані текстури не виділяються та не здаються штучними порівняно з рештою зображення. Мета полягає в тому, щоб створити плавну інтеграцію між відновленими областями та існуючими візерунками текстури.

І візуальна когерентність, і когерентність текстур є вирішальними аспектами успіху технік відновлення зображень. Завдяки досягненню

візуальної і текстурної когерентності відновлене зображення зберігає свою загальну естетичну цілісність, підвищуючи якість реставрації, дозволяючи глядачам оцінити зображення без будь-яких відволікань або невідповідностей.

Процес синтезу лакун текстури наочно зображено на рисунку 12.

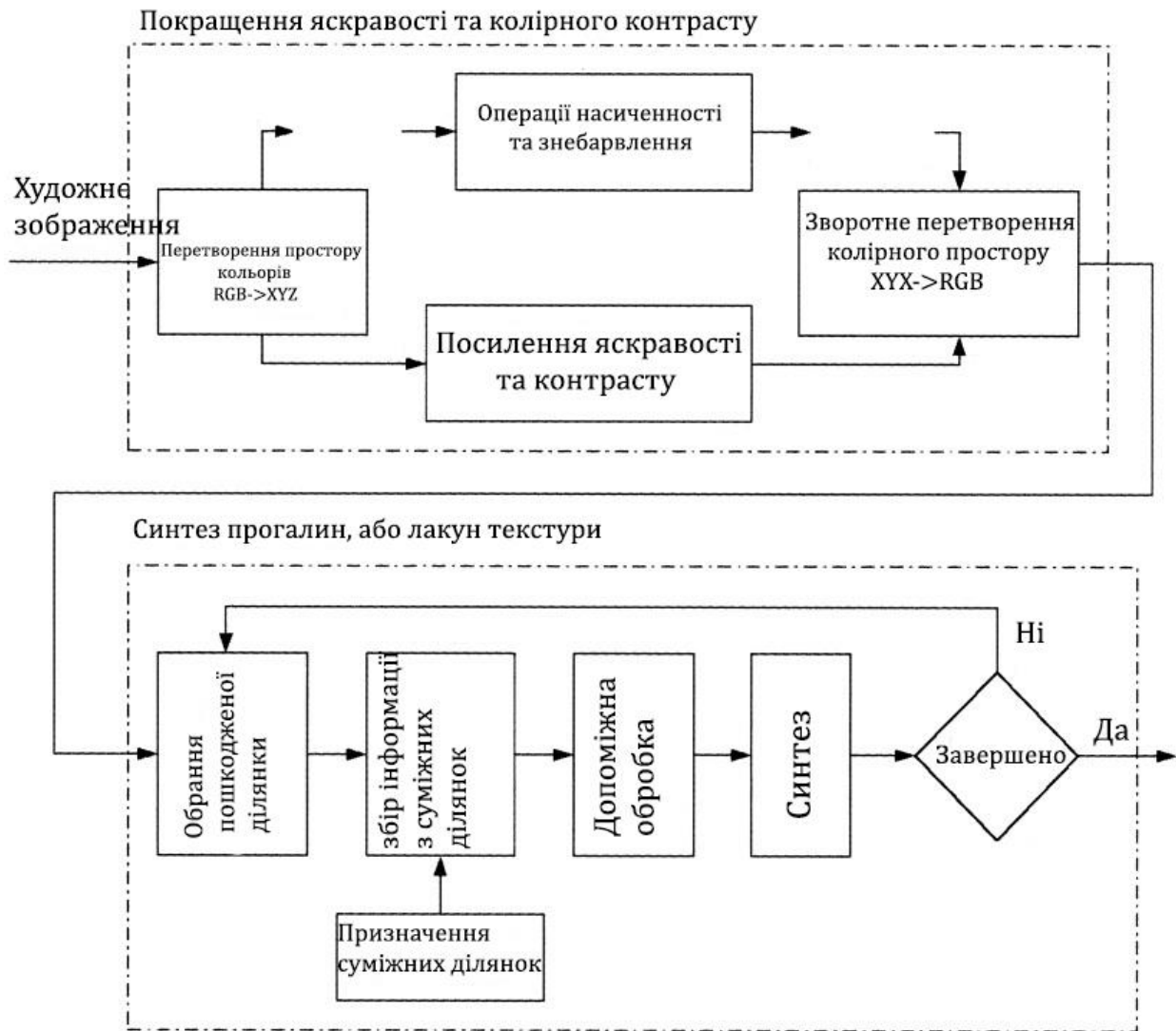


Рис. 12 Схеми процесу відновлення зображення з використанням техніки синтезу прогалин, або лакун текстури.

Щоб продемонструвати ефективність алгоритму, експериментальні результати, досягнуті шляхом застосування методу синтезу прогалин до конкретних картин, представлені на рисунках 13, 14 і 15.

Ці картини, а саме «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа», «Служниця, яка тримає віничок з пір'я» і «Три служниці несуть квіткові тази», демонструють

численні плями та тріщини. Виправлені області позначено, і застосовано ділянки розміром 5×5 .

Три експериментальні результати чітко демонструють успішне виправлення зображень, наближаючи їх початковий непошкоджений стан.

Рисунок 13, «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа», демонструє видалення слів і печаток, присутніх на картинах. Ця техніка призначена для усунення пошкоджень, завданих попередніми власниками, наприклад імператор династії Цін – Цянь Лун (1711–1799, правив 1736–1795) любив писати вірші та ставити печатки на картинах зі своєї колекції, руйнуючи оригінальний стиль живопису. Запропонований алгоритм розглядає слова та печатки як плями та ефективно їх стирає.

На рисунку 13(с) показано відновлене зображення після видалення слів і печаток.



(a)



(b)



(c)

Рис. 13 (a) Оригінальне зображення «Осінні кольори в горах Цяо і Хуа», (b) посилення насиченістю($k=0,5$); і (c) відновлене зображення з видаленими словами та печатками.

На рисунку 14, «Служниця, яка тримає віничок з пір'я», виправлені області включають різні елементи, такі як волосся, щоки, спідниця, віничок з пір'я та вкрита шаллю рука служниці. Помітно, що на межі спідниці розташовано кілька тріщин. Отже, неповна форма спідниці підкреслюється розривом країв.

Експериментальний результат показує, що щілини на спідниці не просто заповнені латками, але вони стратегічно спрямовані для створення псевдомежі, яка імітує повну форму. Це означає, що алгоритм синтезу не

тільки заповнює прогалини, але також враховує навколишній контекст і створює синтезовану межу, яка плавно зливається з рештою зображення.



Рис. 14 (а) Оригінальне зображення «Служниця, яка тримає віничок з пір'я» та (b) відновлене зображення з видаленими плямами і усуненими тріщинами.

На рисунку 15, «Три служниці, що несуть квіткові тази», показано результати іншого експерименту, де плями видаляються з пошкодженого зображення, і воно успішно відновлюється.



(a)



(b)

Рис. 15 (a) Оригінальне зображення «Три служниці, що несуть квіткові тази» та (b) відновлене зображення з видаленими плямами.

Загалом алгоритм *Lacuna Texture Synthesis* виявився ефективним у вирішенні проблем, пов'язаних зі старими картинами, заповнюючи області лакун відповідними текстурами та відновлюючи оригінальний вигляд картин.

На додаток до представленого запропонованого методу використання алгоритму *Lacuna Texture Synthesis*, у рамках дослідження також були перевірені ефективність двох звичайних алгоритмів синтезу: метод Вей та метод Ефроса. Мета полягає в тому, щоб порівняти ці три методи на основі

двох конкретних аспектів: здатності відновлювати зображення, не залишаючи меж розривів, забезпечуючи плавне злиття доповнень з рештою зображення та ефективності пошуку суміжних регіонів під час процесу синтезу.

Дослідження має на меті заглибитися в дискусію щодо впливу допоміжної обробки та вибору джерел зразків на загальні результати. Це передбачає вивчення того, як додаткові етапи або модифікації під час процесу синтезу можуть вплинути на кінцевий результат. Ці обговорення мають на меті забезпечити ретельну оцінку та глибше розуміння різних використовуваних методів, проливаючи світло на їхні індивідуальні переваги та недопрацювання.

Метод Вей і метод Ефроса – це два звичайних алгоритми синтезу, які використовуються в задачах обробки зображень і синтезу текстур. Детальніший опис кожного алгоритму:

Метод Вей (The Wei Method) – це алгоритм синтезу текстур, який спрямований на створення реалістичних і узгоджених текстур на основі заданого вхідного зразка. Алгоритм працює шляхом повторного заповнення відсутніх або неповних областей зображення за допомогою латок із навколишніх областей. Він аналізує локальну статистику вхідної вибірки, щоб визначити найбільш відповідні латки для заповнення відсутніх областей. Метод Вей спрямований на збереження деталей текстури та загальної візуальної когерентності зображення.

Метод Ефроса (The Efros method): метод Ефроса, також відомий як алгоритм Ефроса та Леунга (The Efros and Leung algorithm), є ще одним популярним алгоритмом синтезу текстури. Він заснований на концепції синтезу текстур на основі прикладів, коли алгоритм вивчає та відтворює шаблони та структури, присутні у вхідному зразку, щоб синтезувати нові текстури. Метод Ефроса зосереджений на статистичному аналізі вхідної вибірки, щоб охопити базові властивості текстури, такі як інтенсивність пікселів і просторові співвідношення. Потім він використовує цю статистичну

інформацію для генерації узгоджених і візуально схожих текстур шляхом комбінування та перевпорядкування латок із вхідного зразка.

Метод Ефроса використовує модель випадкового поля Маркова для синтезу текстур та оцінює умовний розподіл пікселя на основі його синтезованих сусідніх пікселів. Ключова ідея полягає в оцінці умовного розподілу пікселя на основі його синтезованих сусідніх пікселів. Щоб досягти цього, метод запитує зразок зображення та ідентифікує подібні околиці, щоб визначити розподіл.

Цей процес дозволяє методу Ефроса зберегти локальну структуру текстур під час синтезу. Він спрямований на отримання високоякісних результатів шляхом збереження цілісності текстур вихідного зображення. Рівень випадковості в синтезованій текстурі можна регулювати за допомогою єдиного параметра, який узгоджується з людським сприйняттям [10].

І метод Вей, і метод Ефроса спрямовані на створення реалістичних і візуально узгоджених текстур, але вони використовують різні стратегії та техніки для досягнення цієї мети.

Порівняння результатів заповнення прогалин

Здатність різних методів синтезу ефективно відновлювати зображення, не залишаючи меж розривів, забезпечуючи плавне злиття доповнень з рештою зображення, з'єднувати краї та заповнювати прогалини, є вирішальним аспектом відновлення зображення. Щоб оцінити цю здатність, було проведено експеримент, зосереджений на відновленні відсутнього краю на зображенні, зокрема, на частині спідниці в правому нижньому положенні на рисунку 14(a).

У наступному експерименті було окреслено два типи ділянки : L-подібну ділянку, що складається з 40 пікселів за допомогою методу Вей, і квадратну ділянку, що складається з 81 пікселя за допомогою методу Ефроса та методу синтезу прогалин, або лакун текстури.

Результати чітко показують, що метод Ефроса не в змозі з'єднати краї на рисунку 16(b). Однак як метод Вей, так і метод синтезу лакун текстури

успішно заповнюють прогалину та встановлюють з'єднання меж розривів як показано на рисунку 16(c) і 16(d) відповідно. Варто зазначити, що рисунок 16(c) демонструє деякі помітні недоліки, такі як дубльовані візерунки зліва від лінії контуру. У свою чергу рисунок 16(d) демонструє, що з використанням Lacuna Texture Synthesis досягається сприятливий результат шляхом ефективного та бездоганного з'єднання меж розривів.

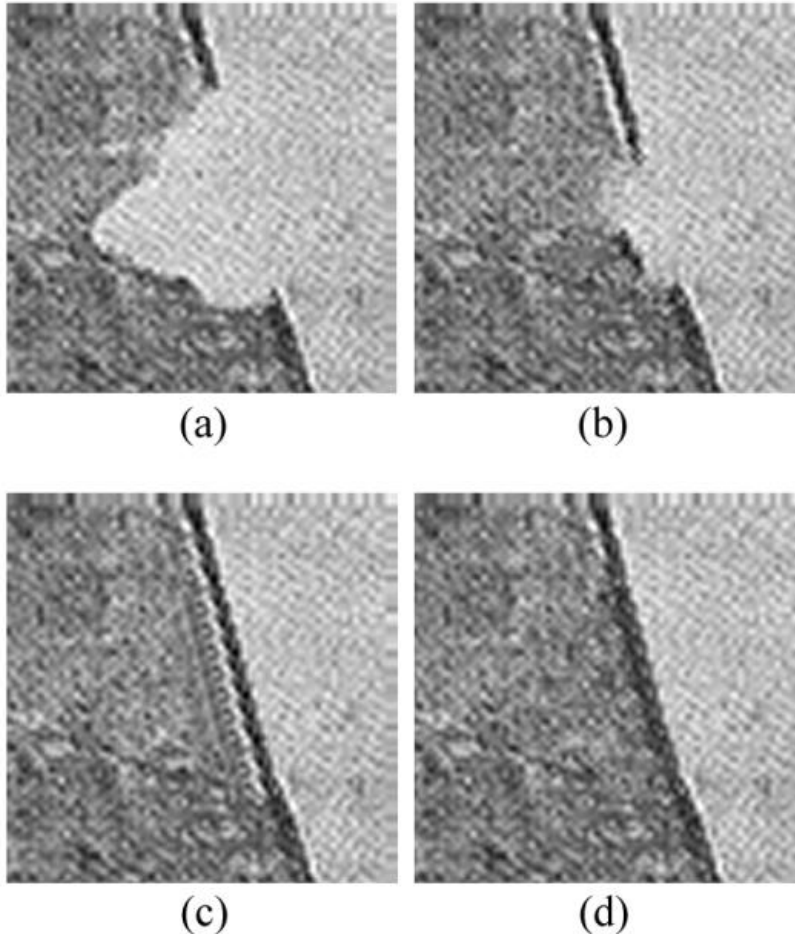


Рис. 16. Приклад відновлення фрагмента. (а) оригінальний фрагмент, (б) результати алгоритму Ефроса, (с) результати алгоритму Вей та (д) результати алгоритму Lacuna Texture Synthesis.

Процеси сканування для пошуку суміжних областей

Порядок сканування для пошуку сусідів є важливим фактором у процесі синтезу. Він стосується способу, яким алгоритми переміщуються та шукають сусідні області під час процесу синтезу текстури.

Два типи порядків сканування: кільцеве сканування та растрове сканування – використовуються в трьох методах відновлення зображення за допомогою алгоритмів, що детально розглядаються, а саме – в методі Ефроса, у методі Вей та в методі синтезу прогалин, або лакун текстури. Метод Ефроса і синтезу лакун текстури використовують кільцеве сканування, а метод Вей використовує растрове сканування.

У *кільцевому скануванні*, наприклад, на методі Ефроса, алгоритм починається з синтезу зовнішніх пікселів обраної області та поступово просувається всередину до центру. Він проходить по колу, що нагадує форму кільця або кільця. Цей порядок сканування дозволяє алгоритму спершу зосередитися на зовнішніх межах області, гарантуючи, що синтезована текстура добре вирівнюється з оточуючими пікселями. Працюючи від зовнішніх меж до центру, він може поступово уточнювати та заповнювати відсутні ділянки.

З іншого боку, *растрове сканування* – це порядок сканування, який використовується методом Вей. У растровому скануванні алгоритм починає роботу з верхнього лівого кута зображення та систематично продовжується зліва направо та зверху вниз, переміщаючись піксель за пікселем. Він дотримується візерунка, схожого на сітку, перетинаючи зображення. Цей порядок сканування більш зрозумілий і відповідає звичайному порядку зчитування зображень.

Рисунок 17(а) демонструє оригінальний стан фрагменту картини «Служниця, яка тримає віничок з пір'я» зі втратами зображення, зокрема пошкоджена частина плеча у верхній середній області картини, рисунок 14(а).

Дефектна область складається з трьох різних елементів: коричневої шалі, шкіри та фону. Процес синтезу спрямований на усунення небажаних деталей і заповнення прогалини в межах шалі для створення повної форми.

Рисунок 17(с) демонструє результат, досягнутий за допомогою методу Вей. Спостерігається складність з відновленням частини шалі на плечі, більш того, алгоритм запропонував додатковий малюнок.

На противагу попередньому методу, метод Ефроса і метод синтезу лакун текстури ефективно синтезують шаль і успішно заповнюють пошкоджену область, як показано на рисунках 17(б) та 17(д) відповідно.

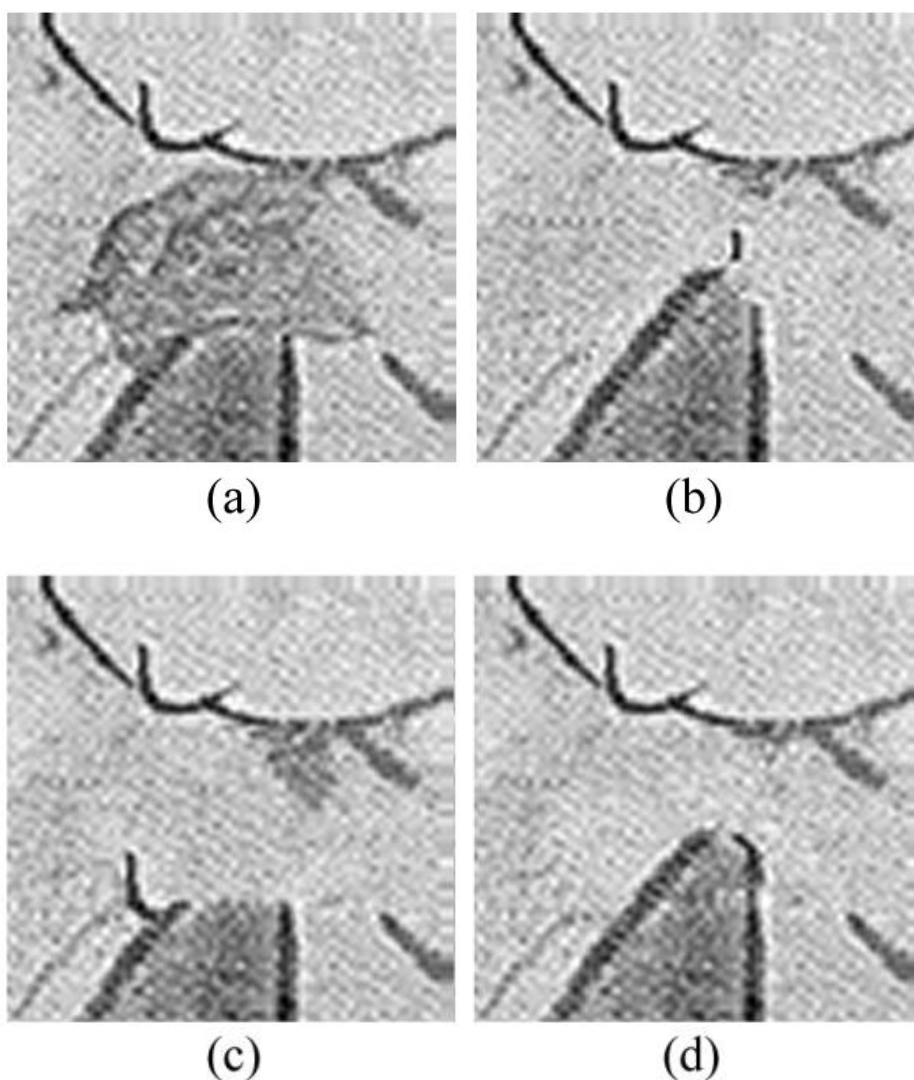


Рис. 17 Приклад впливу на процес відновлення різних методів сканування. (а) оригінальне пошкоджене зображення, (б) результати методу Ефроса, (с) результати методу Вей та (д) результати методу синтез лакун текстури.

Аналіз порядку растрового сканування в методі Вей показує, що він сканує зображення зліва направо і зверху вниз. Попередні пікселі навколо центрального синтезованого пікселя використовуються для вимірювання відстані між двома околицями. На рисунку 17(a) зовнішні ділянки навколо втрачено фрагменту шалі – це шкіра та фон, що пояснює, чому частина пошкодженої області замінена фрагментами шкіри та фону.

На противагу растровому скануванню, кільцевий порядок сканування спочатку синтезує зовнішні пікселі обраної області та поступово просувається всередину. Експериментальний результат, отриманий методом Ефроса, демонструє додаткову лінію порівняно із методом синтезу лакун текстури, а також гіршу наповненість у межах втрат шалі.

Таким чином, порядок сканування, який використовується під час аналізу інформації з суміжних ділянок, відіграє вирішальну роль у процесі синтезу. Порівняння методу Вей, методу Ефроса та методу синтезу прогалин текстури показує, що останній підхід, який використовує кільцеподібне сканування з включенням вагової маски, досягає кращих результатів, ефективно відшуковуючи форму та характеристики ділянки.

Різниця в результатах відновлення, отриманих за допомогою алгоритму Вей, методу Ефроса та синтезу лакун текстури, залежить не лише від вибору порядку сканування (растрового чи кільцевого), але й від використання вагової маски. Вагова маска відіграє вирішальну роль у досягненні кращих результатів реконструкції.

Техніка вагової маски використовується для призначення різних ваг або пріоритетів пікселям у межах окремої ділянки під час процесу синтезу текстури. Вона використовується для підкреслення певних пікселів, особливо тих, що розташовані на краях, і для покращення розрізнення характеристик пікселів.

При використанні растрового порядку сканування в алгоритмі Вей, зважена маска призначає однакові ваги всім суміжним пікселям до відновлюваної ділянки, що означає, що кожен піксель має однаковий вплив на

процес синтезу. Як результат, коли відновлюється втрачена область, алгоритм може помилково включити сусідні структури з суміжних областей, що призведе до введення небажаних текстур або видалення важливих деталей.

На противагу синтезу текстур без вагової маски, на прикладі растрового сканування в алгоритмі Вей, кільцевий порядок сканування, який використовується методом Ефроса та запропонованим синтезом прогалін, або лакун текстури, доповнюється використанням вагової маски. Вагова маска призначає більший зважений коефіцієнт пікселям у краях втраченого фрагменту, надаючи їм вищий пріоритет під час процесу синтезу. Це дає змогу алгоритму краще розрізнити пікселі та визначити пріоритети для прогнозування оригінальних характеристик пошкодженої області.

Призначаючи більшу вагу пікселям, вагова маска забезпечує точніше вирівнювання синтезованої текстури з оточуючими пікселями, особливо по краях. Це допомагає досягти більш повної інтеграції відновленої області з рештою зображення. Вагова маска покращує здатність алгоритму розрізнити різні характеристики пікселів і запобігає введенню небажаних структур, або дублюванню існуючих шаблонів.

Таким чином, використання вагової маски в поєднанні з кільцевим порядком сканування значно покращує результати відновлення з точки зору збереження структури, текстури та загальної когерентності відновлених областей. Призначаючи вищі ваги граничним пікселям, алгоритм надає пріоритет збереженню вихідних характеристик і запобігає введенню нових деталей. Ця комбінація кільцевого порядку сканування та вагової маски сприяє досягненню кращих і візуально приємніших результатів реставрації.

Вплив допоміжного та вибіркового джерела

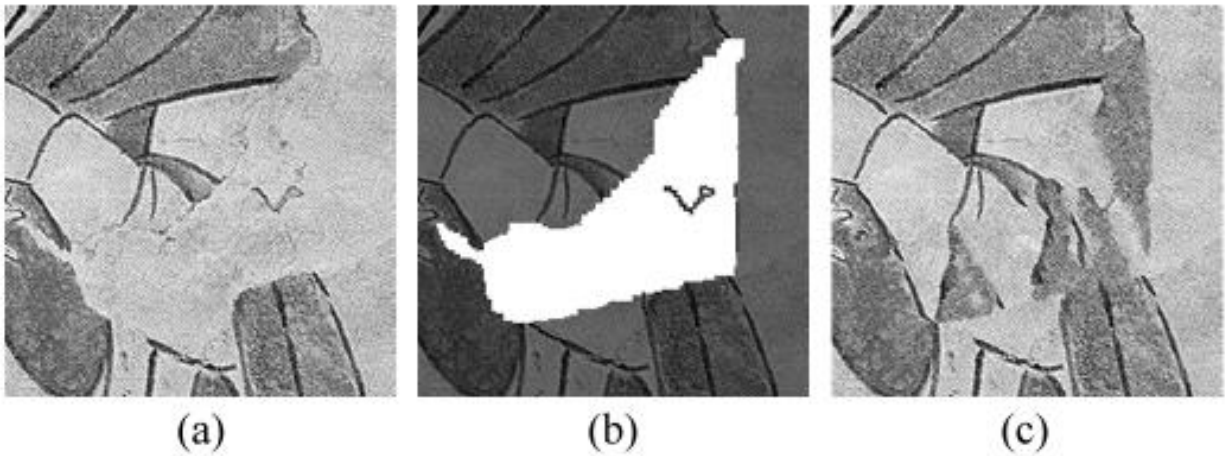
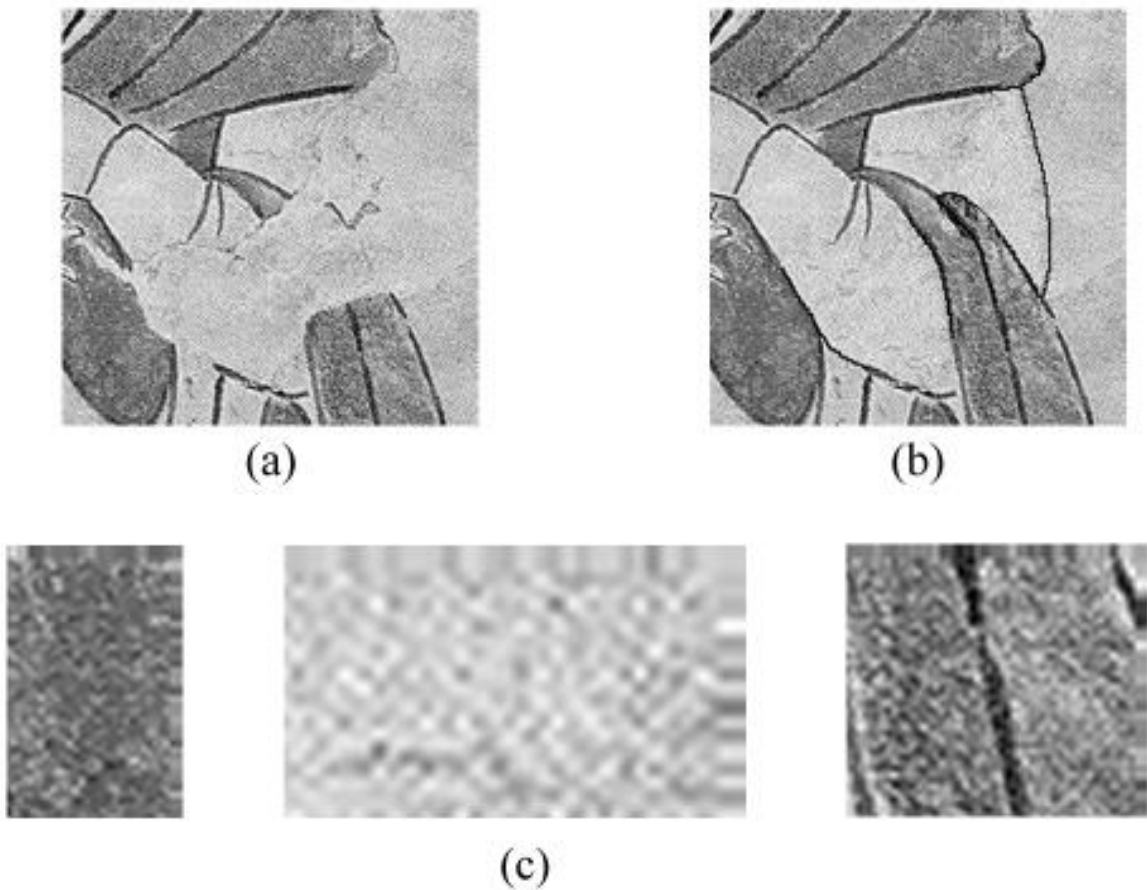


Рис. 18 Невдалий експеримент виправлення текстури. (a) Оригінальне пошкоджене зображення взятє з рис. 14 (a), (b) пошкоджена область і (c) невдалий результат виправлень.



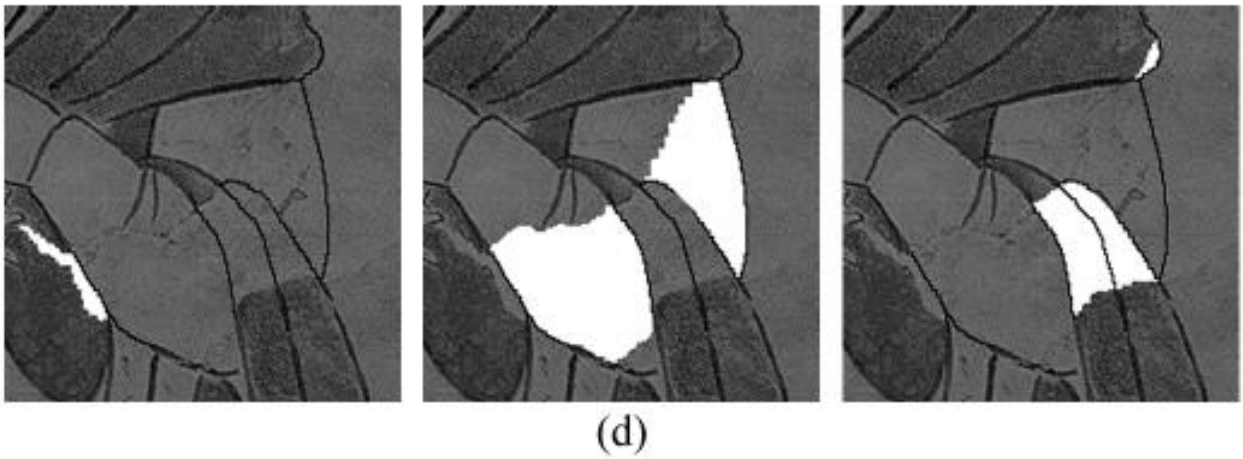


Рис. 19 Експеримент поєднується з допоміжною обробкою. (a) Зображення взято з рис. 14 (a), (b) результат синтезу, (c) три різні зразки текстур поділяють на кілька субрегіонів у варіанті (d).

У контексті синтезу текстур досліджується вплив допоміжної обробки та джерела зразків на загальні результати. Це передбачає вивчення того, як додаткові етапи або коригування в процесі синтезу, а також вибір зразків, які використовуються як еталонні, можуть вплинути на результат.

Щоб проілюструвати це, на рисунку 18(a) показано приклад пошкодженого зображення. Область із окреслено пошкодженою ділянкою та отримане відновлене зображення на рисунках 18(b) та (c) відповідно.

Результат реставрації на рисунку 18(c) має недоліки, оскільки пошкоджена область є великою та охоплює різні структурні елементи, такі як руки, рукава, шаль, одяг і фон. Для підвищення ймовірності успішного синтезу використовується допоміжна обробка. Допоміжні елементи включають малювання ліній шириною в один піксель для розділення різних областей, таких як рука і фон, шаль і рука, шаль і рукав, рукав і одяг, як показано на рисунку 19(a).

Далі пошкоджену область аналізують і поділяють на кілька субрегіонів, а зразки розподіляють для кожного субрегіону вручну. У цьому експерименті призначено три різні зразки текстур для представлення одягу, руки (або

рукава) і шалі, як показано на рисунку 19(c). Кожен зразок відповідає вибраній області, як показано на рисунку 19(d).

Після цієї процедури рисунок 19(b) ілюструє синтезований результат, який є покращенням порівняно з рисунком 18(c). Використання допоміжної обробки, включаючи розподіл відповідних зразків по конкретних субрегіонах, покращує результат відновлення. Надаючи конкретні зразки для кожної області, алгоритм може краще фіксувати та відтворювати бажані текстури, що призводить до кращого результату реконструкції.

Загалом, включення допоміжної обробки та ретельний відбір зразків сприяють досягненню кращих результатів синтезу. Ці кроки допомагають керувати алгоритмом у фіксуванні характеристик різних частин зображення і створювати більш точні та узгоджені відновлення.

У представленому дослідженні зображення RGB перетворюється на колірний простір XYZ, щоб полегшити впровадження гібридного методу для покращення яскравості та колірного контрасту.

Колірний простір XYZ — це незалежний від пристрою простір кольорів, який представляє кольори на основі людського сприйняття світла та зазвичай використовується в обробці зображень.

Гібридний метод, спрямований на покращення як яскравості, так і колірного контрасту зображення. Щоб досягти цього, метод використовує різні компоненти простору кольорів XYZ. Зокрема використовується для хроматичного покращення та посилення яскравості.

Хроматичне посилення виконується за допомогою операцій насичення та зменшення насиченості. Це означає, що рівень насиченості кольорів на зображенні регулюється, щоб зробити їх більш яскравими або приглушеними, залежно від бажаного ефекту. Діаграма насиченості забезпечує зручне представлення кольорів, дозволяючи легко маніпулювати їх характеристиками.

Адаптивне вирівнювання гистограми застосовується для посилення яскравості компонента Y колірного простору XYZ.

Вирівнювання гистограми – це техніка, яка використовується для перерозподілу інтенсивності пікселів у зображенні для досягнення більш збалансованого розподілу, що підвищує загальну яскравість і контрастність. Адаптивне вирівнювання гистограми враховує локальні характеристики зображення для виконання покращення, забезпечуючи належне налаштування різних областей зображення.

Поєднуючи ці методи та використовуючи різні компоненти колірного простору XYZ, гібридний метод у цьому дослідженні має на меті досягти комплексного покращення як яскравості, так і колірного контрасту, що призводить до покращення якості зображення та візуальної привабливості.

У підсумку, проаналізовані три етапи, а саме вагова маска, кільцеве сканування та допоміжна обробка, інтегровані в процедуру синтезу для вирішення різних задач відновлення пошкодженого зображення. Ці методи ефективно усувають небажані ознаки руйнування та встановлюють плавні межі між оригінальною та синтезованою текстурами.

Виходячи з проведеного експерименту, запропонований алгоритм демонструє чудову продуктивність у відновленні зображень із якісними результатами, пропонуючи простоту та ефективність.

Підсумовуючи, дослідження представляє комплексний підхід до відновлення оцифрованого зображення, який поєднує в собі покращення яскравості та колірного контрасту з передовими методами синтезу. Алгоритм демонструє чудові результати, але також підкреслює потребу в оптимізації для підвищення ефективності обчислень, на прикладі алгоритмів Вей та Ефроса.

Представлений аналіз підкреслює важливість вибору відповідного методу синтезу, який може точно з'єднати пошкоджені краї в межах задачі відновлення зображення. Результати вказують на те, що, хоча і метод Вей, і метод Ефроса можуть виконати це завдання, алгоритм Lacuna Texture Synthesis демонструє чудову продуктивність, уникаючи недоліків і створюючи більш вірогідні реконструкції.

2.5. Висновок до розділу 2

У даному розділі була досліджена тема віртуальної реставрації її методів та застосування в реконструкції об'єктів культурної спадщини на базі попередньо отриманих оцифрованих зображень. Завдяки аналізу різних досліджень ми дійшли важливих висновків з кожної висвітленої теми в розділі.

Послідовні методи малювання, засновані на зіставленні латок і Марковського випадкового поля, виявилися ефективними для відновлення зображення в контексті реставрації фресок. Ці методи чудово відновлюють як структуру, так і текстуру фрескових зображень, використовуючи кластеризацію, групування пікселів і зважене середнє значення. Поєднання методів зіставлення латок із випадковим полем Маркова додатково підвищує точність і збереження текстури під час реставрації.

Використання підсилення колірної контрасту окремо або в поєднанні з підсиленням контрасту яскравості, а також використання адаптивного вирівнювання гістограми пропонує багатообіцяючі підходи до покращення візуальної якості художніх творів мистецтва, що через вплив часу втратили візуальні характеристики. Експерименти та порівняння, проведені реставраторами, допомагають визначити найефективніші методи реставрації картин, що сприяють віднайденню їх оригінальних кольорів та покращенню чіткості деталей.

Було проаналізовано три етапи: вагову маску, кільцеве сканування та допоміжну обробку, інтегровані у процедуру синтезу для відновлення пошкодженого зображення. Запропонований алгоритм продемонстрував чудову продуктивність у відновленні зображень, демонструючи якісні результати, простоту та ефективність. Підкреслено важливість вибору відповідного методу синтезу для точного встановлення плавних меж між оригінальною та синтезованою текстурами.

Хоча як метод Вей, так і метод Ефроса показали хороші результати в цьому відношенні, алгоритм синтезу прогалин, або лакун текстури

продемонстрував чудову продуктивність, уникаючи недоліків і створюючи більш правдоподібні реконструкції.

Загалом оглянуті дослідження значно сприяють розвитку віртуальної реставрації як трансформаційного методу реконструкції об'єктів культурної спадщини. Знахідки та висновки, зроблені з кожної теми, є цінними вказівками для практиків і дослідників у сфері реставрації.

РОЗДІЛ 3. ВИДАЛЕННЯ КРАКЕЛЮРУ З ЦИФРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ СТАНКОВОГО ЖИВОПISY

3.1. Методи виявлення та видалення кракелюру на оцифрованих картинах

Кракелюр (специфічна сітка тріщин) на живописних полотнах має різні типи походження – ґрунтовий, фарбовий та лаковий. Причинами виникнення можуть бути різні фактори, такі як старіння, висихання та механічні пошкодження, що призводять до погіршення якості зображення. Кракелюр внаслідок старіння може виникнути через нерівномірну деформацію полотна або дерев'яної основи картини, що вводить в стан напруги шари ґрунту та фарби. Кракелюр при висиханні зазвичай викликаний випаровуванням летких компонентів фарби та подальшою її усадкою. Механічний кракелюр є результатом деформації шарів живопису чи основи внаслідок зовнішніх причин, наприклад, вібрації та ударів [11].

Однак методи обробки цифрових зображень можна використовувати для виявлення та видалення проявів кракелюру із оцифрованих картин у ході віртуальної реставрації, яка має на меті продемонструвати в кінцевому варіанті максимально наближений до оригіналу вигляд твору мистецтва.

Було запропоновано декілька методів виявлення та видалення тріщин, включаючи призначення точок до кожної тріщини, подальший їх вибір і використання фільтрів Габора. До видалення кракелюру з зображення також відносяться методи комп'ютерного малювання, які передбачають заповнення відсутньої інформації шляхом використання інформації з сусідніх областей, або відновлення прихованих частин об'єкта.

Під час реставрації картин часто використовуються методи дисклюзії, щоб виявити частини зображення, приховані під брудом, кракелюром або іншими формами пошкодження. З часом на картинах можуть накопичуватися шари бруду, пилу чи лаку, які затьмарюють оригінальні деталі та кольори твору мистецтва. Було розроблено різні підходи для інтерполяції інформації в

структурованих і текстурованих областях зображення, що дозволяє досягти вражаючих результатів. Інтерполяція стосується процесу оцінки відсутніх або пошкоджених частин зображення за допомогою доступної навколишньої інформації. Ці підходи спрямовані на досягнення чудових результатів щодо відновлення зовнішнього вигляду зображення [12].

У техніках інтерполяції або відновлення зображення навколишня інформація аналізується та використовується для оцінки або заповнення відсутніх або пошкоджених частин зображення. Вивчаючи візерунки, кольори, текстури та структури в сусідніх областях, алгоритми можуть робити обґрунтовані прогнози про те, як могли виглядати відсутні або пошкоджені області.

Структуровані області на зображенні зазвичай стосуються областей із чітко визначеними структурними елементами, такими як прямі лінії, геометричні фігури або повторювані елементи. З іншого боку, текстуровані області характеризуються областями зі складними елементами, такими як дрібні деталі, фактурні поверхні або складні текстури.

У даному дослідженні представлено методологію усунення кракелюру на оцифрованих картинах, яка об'єднує численні інструменти обробки та аналізу зображень. Методологія включає етапи виявлення пошкоджень, відокремлення помилково ідентифікованих мазків пензля та заповнення кракелюру за допомогою інтерполяції. Потрібна певна взаємодія з користувачем, етапи обробки можуть виконуватися в режимі реального часу, дозволяючи користувачам регулювати параметри та досягати оптимальних візуальних результатів.

Результати експерименту були високо оцінені реставраторами, що аналізували віртуально відреставровані зображення.

Кракелюр на картинах зазвичай має низьку яскравість і витягнуті структурні характеристики. Для його виявлення враховується компонент яскравості зображення, оскільки тріщини виглядають як локальні мінімуми інтенсивності забарвлення.

У процесі виявлення подібних пошкоджень на картинах використовуються спеціальні операції, які називаються трансформацією циліндрів. Ця операція допомагає ідентифікувати ділянки з кракелюром.

Застосовуючи перетворення циліндрів, виходить вихідне зображення, де пікселі з високими значеннями сірого вказують на потенційні тріщини.

Щоб відокремити виявлені пошкодження від решти зображення, над оригінальним зображенням виконується порогова операція. Ця операція допомагає визначити відповідне порогове значення, яке відрізняє тріщини від інших структур зображення. Порогове значення можна визначити методом проб і помилок, аналізуючи отриману карту кракелюру, або досліджуючи гістограму, щоб визначити певний діапазон значень сірого. Пороговий результат – це двійкове зображення, яке позначає ділянки, де ймовірно присутні тріщини.

Вибір параметрів, таких як тип і розмір структурного елемента, а також кількість розширень, впливає на розмір кінцевого структурного елемента і повинен бути обраний на основі товщини кракелюру, який необхідно виявити.

Підсумовуючи, операції перетворення циліндра використовуються для виявлення потенційних тріщин на картинах. Отримане кінцеве зображення з високими значеннями сірого піддається пороговому значенню для створення бінарного зображення, що підсвічує можливі місця розташування кракелюру.

Отримана бінарна карта кракелюру є результатом перетворення циліндрів на компоненті яскравості зображення і демонструє виявлені пошкодження. Приклади тріщин, виявлених за допомогою представленого підходу, показані на наданих рисунках, підкреслюючи ефективність запропонованого методу.



Рис. 20 Фрагмент оригінального зображення.

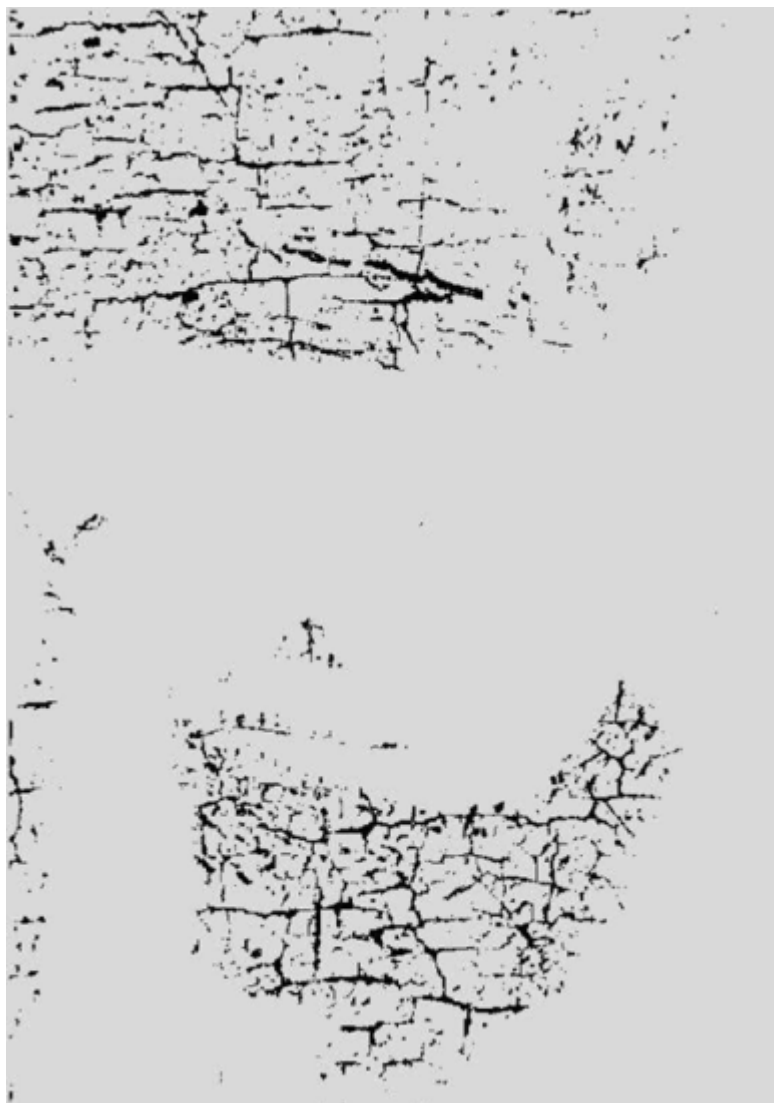


Рис. 21 Бінарна карта кракелюру фрагменту рис. 20, отримана в результаті перетворення циліндрів та порогової операції.

Відокремлення мазків пензля від кракелюру

На деяких картинах є ділянки, де мазки пензля виглядають схожими на тріщини за своєю товщиною та яскравістю. Ці ділянки, наприклад, волосся на портреті, можна помилково ідентифікувати як тріщини за допомогою трансформації циліндра. Щоб зберегти цілісність кінцевого зображення та уникнути небажаних модифікацій, важливо відокремити мазки пензлем від справжніх ушкоджень перед тим, як продовжити процес видалення тріщин. Представлені два методи досягнення процесу розрізнення.

Напіваавтоматична сепарація кракелюру

Одним із підходів передбачає вибір початкових пікселів на фактичних тріщинах або мазках пензля, вибраних користувачем. Алгоритм перевіряє наявність некласифікованих пікселів поблизу кожного пікселя тріщини. Після закінчення цієї процедури бінарне зображення, що містить пікселі, які відповідають мазкам пензля, не пов'язаним із кракелюром, буде видалено. Цей процес можна використовувати окремо або в поєднанні з процедурою поділу нейронної мережі медіанної радіально-базисної функції, описаною в наступному методі, щоб виокремити мазки пензля.

Дискримінація на основі відтінку та насиченості

Відтінок представляє домінуючий колір, пов'язаний з домінуючою довжиною хвилі, тоді як насиченість відноситься до кількості білого світла, змішаного з певним відтінком. Статистичний аналіз 47 оцифрованих картин показав, що відтінок кракелюру зазвичай знаходиться в діапазоні від 0° до 60° . Навпаки, відтінок темних мазків варіюється в діапазоні від 0° до 360° . Крім того, насиченість кракелюру коливається від 0,3 до 0,7, тоді як насиченість мазків фарби коливається від 0 до 0,4. На основі цих спостережень значну частину хибно виявлених темних мазків пензля за допомогою трансформації циліндра можна відрізнити від пошкоджень.

Цю інформацію можна використовувати для класифікації та відділення мазків пензля від тріщин за допомогою нейронної мережі медіанної радіально-базисної функції (MRBF – median radial basis function).

У дослідженні використовувалася нейронна мережа медіанної радіально-базисної функції з двома виходами: один для кракелюру, а інший для мазків пензлем. Вхідні дані склалися зі значень відтінку та насиченості пікселів, ідентифікованих як тріщини за допомогою перетворення циліндра. Мережа була навчена на даних 24 оцифрованих ікон візантійської епохи.

При навчанні мережі застосовувався алгоритм виявлення кракелюру, а потім напіваавтоматичний підхід для вибору пікселів, що відповідають тріщинам, і подібним до тріщин мазкам пензля. Цей крок служив двом цілям:

видалення нерелевантних пікселів і відокремлення тріщин і мазків для процесу навчання. Дані були інтегровані у мережу на етапі навчання.

Після навчання мережа МРБФ змогла класифікувати пікселі, ідентифіковані як тріщини шляхом перетворення циліндра в тріщини або мазки пензлем. Мережа була протестована як на навчальному наборі, так і на додаткових зображеннях. Оцінка процедури відокремлення ґрунтувалася на візуальному огляді експертами-реставраторами. Експерти дійшли до висновку, що більшість мазків були успішно видалені.

На прикладі рисунку 23 можна побачити приклад порогового результату перетворення циліндра, що містить мазки пензля (рисунок 22) і розділені мазки пензля МРБФ (рисунок 24). Цей підхід можна оптимізувати для різних художніх стилів, або художнього наповнення, використовуючи відповідні навчальні набори.

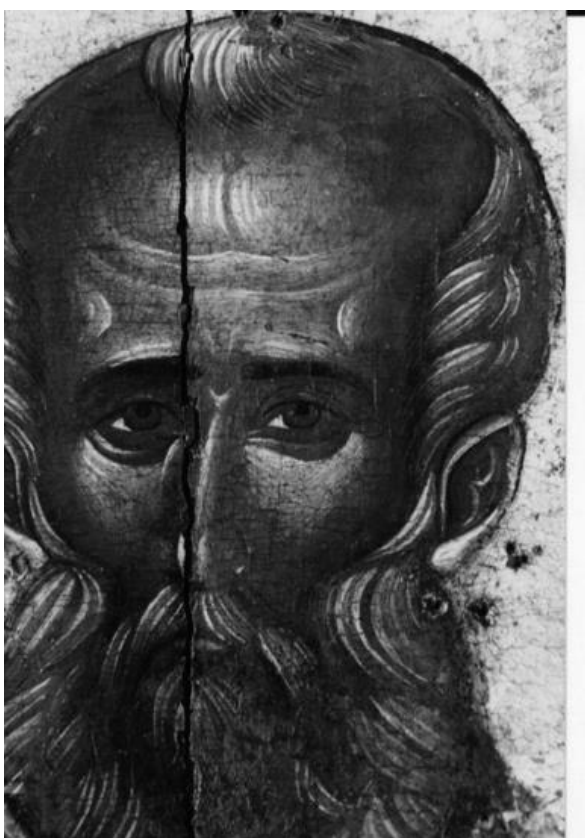


Рис. 22 Оригінальне зображення.



Рис. 23 Пороговий результат трансформації циліндр. Декілька мазків пензлем (волосся, цифра у верхньому лівому куті) помилково ідентифіковано як тріщини.



Рис. 24 Роздільні мазки після застосування мережі МРБФ.

Методи видалення кракелюру

Щоб відновити зображення після виявлення тріщин і відокремлення неправильно класифікованих мазків пензля, використані два класи методів: фільтрацію статистики порядку та анізотропну дифузію. Ці методи застосовуються незалежно до кожного каналу RGB зображення та впливають лише на пікселі, які належать до тріщин. Таким чином, неушкоджений вміст зображення залишається незмінним.

Ефективність методів заповнення тріщин оцінюється шляхом візуального контролю результатів.

Заповнення тріщин на основі фільтрів статистики порядку

Одним з ефективних підходів для заповнення тріщин є застосування медіанних або інших фільтрів статистики порядку в межах їх сусідства. Пікселю тріщини присвоюється значення одного з сусідніх пікселів без тріщин. Для цього можна використовувати такі фільтри:

Медіанний фільтр: неправильний піксель замінюється середнім значенням пікселів з неушкоджених ділянок навколо нього.

Іншим варіантом фільтра є зважений медіанний фільтр. Можна здійснити необхідний вибір значень кольору для заповнення меж тріщин, призначивши ваги пікселям з суміжних ділянок.

Модифікований фільтр усіченого середнього (Modified Trimmed Mean filter, MTM) обчислює середнє значення пікселів, що залишилися, аби заповнити тріщину.

Модифікований фільтр усіченого середнього – це тип фільтра, який використовується для заповнення тріщин на зображенні. Він працює, виключаючи пікселі, які значно відхиляються від локальної медіани, яка є середнім значенням у наборі впорядкованих значень пікселів. Метою виключення цих пікселів, що відхиляються, є уникнення використання невірних пікселів, які можуть негативно вплинути на процес заповнення пошкодженої ділянки.

У фільтрі MTM невиключені пікселі, що залишилися, обчислюються до середнього значення, щоб визначити показник для заповнення тріщини. Взявши середнє значення навколишніх пікселів, фільтр прагне плавно поєднати тріщину з сусідніми пікселями з неушкоджених ділянок, створюючи візуально плавний перехід.

Інший варіант фільтра MTM включає інформацію з двійкового вихідного зображення, створеного перетворенням циліндра. Використовуючи двійкове вихідне зображення, яке ідентифікує пікселі тріщин, ці пікселі можна виключити з процесу усереднення. Цей підхід гарантує, що лише пікселі за

межами кракелюру приймають участь в заповненні, що ще більше підвищує точність процесу реставрації.

Серед усіх представлених фільтрів в рамках експерименту експерт-реставратори оцінили, що друга варіація модифікованого фільтра з урізаним середнім дає найкращі результати. Це пояснюється тим, що модифікований фільтр урізаного середнього та його варіації забезпечують ефективно заповнення тріщин шляхом виключення пікселів, що відхиляються, усереднення пікселів, що залишилися, та використання додаткової інформації для покращення результатів заповнення.

На рисунку 25 показано заповнення тріщини з використанням модифікованого фільтра урізаного середнього. Інше зображення, відновлене за допомогою того самого підходу заповнення тріщин, показано на рисунку 26.



Рис. 25 Заповнення тріщин за допомогою модифікованого фільтра урізаного середнього

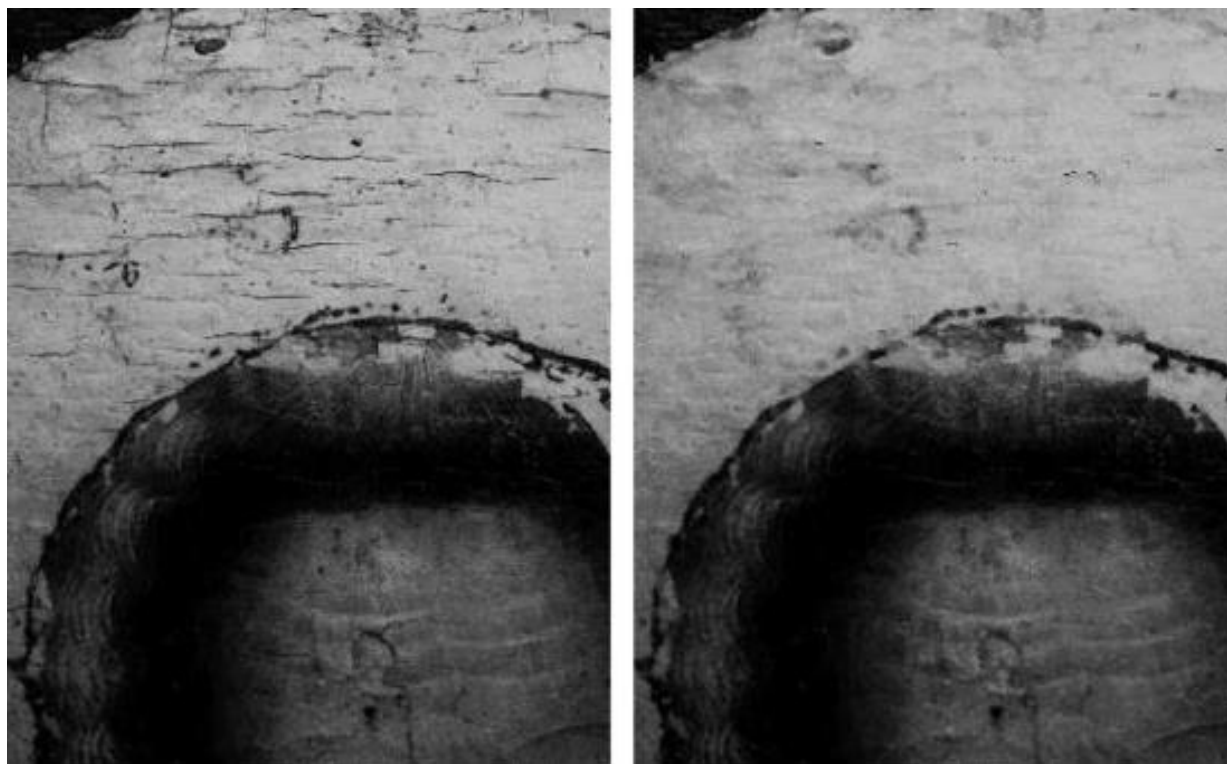


Рис. 26 (а) Оригінальне зображення (деталь). (б) Заповнення тріщин за допомогою модифікованого фільтра урізаного середнього.

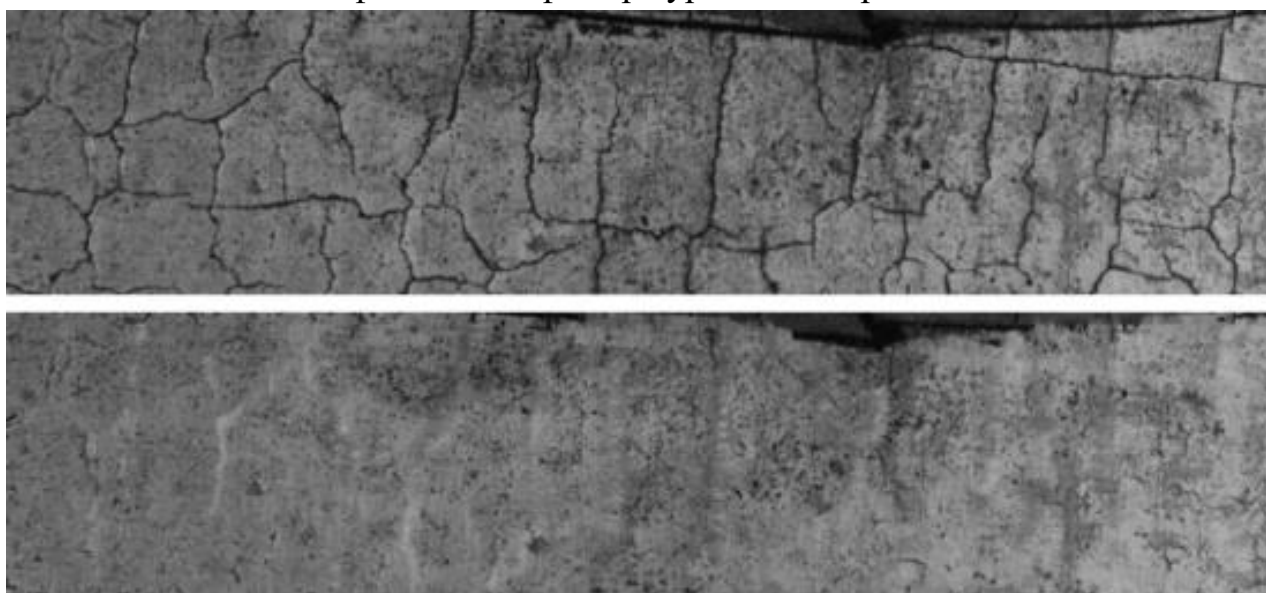


Рис. 27 (а) Фрагмент оригінального зображення з тріщинами. (б) Заповнення тріщин за допомогою методу контрольованої анізотропної дифузії, чутливої до орієнтації.

У цьому дослідженні був розглянутий комплексний підхід до виявлення та заповнення тріщин на оцифрованих картинах. Метод передбачає

використання трансформації циліндрів, щоб ідентифікувати тріщини та відрізнити їх від тонких темних мазків пензля, які іноді помилково класифікують як тріщини. Досягнутий цій поділ, використовуючи або автоматизовану техніку, що називається мережою медіанної радіально-базисної функції, або напівавтоматичний підхід.

Щоб відновити тріщини, ми використовуємо модифіковані фільтри статистики порядку та методи контрольованої анізотропної дифузії. Ці методи використовують інформацію з сусідніх пікселів для точної інтерполяції та заповнення тріщин. Наш підхід був успішно застосований для віртуальної реставрації зображень і отримав позитивні відгуки від експертів з реставрації.

Хоча методологія довела свою ефективність, є сфери, які можна ще вдосконалити. Одним із недоліків є те, що етап виявлення тріщин не настільки ефективний у дуже темних областях зображення. Інтенсивність пікселів тріщин у цих областях часто подібна до пікселів навколишніх, тому їх важко розрізнити.

На рисунку 28 представлена інша ситуація, коли цифровий процес заповнення тріщин стикається зі складнощами, з проблемою перетину тріщиною межі між ділянками різного кольору,. У таких ситуаціях може статися так, що частина тріщини в одній області заповнюється кольором з іншої області, що призводить до появи невеликих кольорових плям на кордонах. Проте ця проблема легко вирішується методом сегментації.

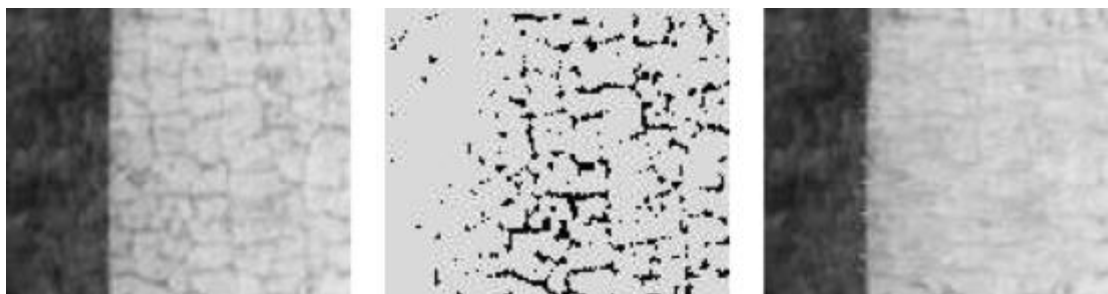


Рис. 28 (а) Фрагмент оригінального зображення. (b) Зображення кракелюру. (с) Заповнення тріщин за допомогою методу контрольованої анізотропної дифузії, чутливої до орієнтації.

Загалом представлене дослідження дає цінну інформацію про видалення кракелюру з цифрових зображень живопису і закладає основу для подальшого прогресу в цій галузі.

3.2. Загальний огляд методів усунення кракелюру за допомогою глибокого машинного навчання

З часом на картинах неминуче з'являється малюнок тріщин (кракелюр) як ознака їх старіння, що іноді супроводжується втратами фарбового шару. Під час реставрації тріщини, як правило, не заповнюються, і віртуальна реставрація часто є єдиним способом повернути, імітуючи, утрачений вид постарілим картинам. Крім того, віртуальна реставрація може служити важливим допоміжним кроком у прийнятті рішень під час практичної реставрації. У даному розділі буде розкрита тема можливості застосування методів глибокого навчання для віртуальної реставрації.

Віртуальна реставрація часто є єдиним вірогідним способом відновлення первісного вигляду картин великих майстрів, які з часом неминуче піддаються старінню та різного роду псуванню, переважно кракелюру і втратам фарби. Під час фізичної реставрації тріщини у фарбі зазвичай залишають незайманими, за винятком місць, де є більш серйозні втрати фарби. Незважаючи на те, що така практика збереження забезпечує автентичність картин, кракелюр усе одно знижує загальну якість візуального сприйняття та може перешкоджати повній оцінці оригінального змісту, закладеного художником. Точне автоматичне виявлення тріщин може надати допомогу в роботі реставраторам мистецтва, сприяючи об'єктивному уявленню про поточний стан картини та передбачити руйнівні зміни, що з часом відбудуться. Крім того, віртуальна реставрація зображення в деяких випадках служить моделюванням можливих реставраційних заходів для рішень, які необхідно прийняти під час фактичного процесу реставрації.

Завдання нейронних мереж – ідентифікувати об’єкт на зображенні, наприклад, конкретну рису обличчя. У той час як людина може легко впізнати око, мережу потрібно навчити розуміти, що даний набір точок на зображенні представляє очі. Розглянемо цей процес на прикладі використання *згорткових нейронних мереж*.

Операція згортки допомагає зменшити обсяг інформації, що зберігається в пам’яті мережі, роблячи її більш ефективною завдяки процесу перетворень зображень високої роздільної здатності.

Зображення високої роздільної здатності містять більше пікселів або дрібніших деталей, ніж зображення низької роздільної здатності. Як наслідок, їм потрібно більше пам’яті для зберігання та більше процесорної потужності для аналізу.

Згорткові нейронні мережі допомагають зменшити кількість інформації, необхідної для аналізу зображень високої роздільної здатності, завдяки використанню згорткових фільтрів. Ці фільтри виділяють необхідні елементи зображення, ігноруючи неважливі деталі.

Працюючи згідно цих функцій, мережа може зменшити обсяг інформації, яку їй необхідно зберігати, що дозволяє їй бути більш ефективною в обробці зображень високої роздільної здатності. Це робить згорткові нейронні мережі корисним інструментом у сфері віртуальної реставрації, де зображення з високою роздільною здатністю часто використовуються для аналізу та відновлення культурних пам’яток. Мережа виділяє важливі елементи зображення, що з подальшою обробкою дає можливість розпізнавати запам’ятовані об’єкти.

Зупинимось детальніше на розгляді операції згортки. Згортка – це ключова операція в згорткових нейронних мережах (Convolutional neural network, CNN), яка дозволяє мережі отримувати ознаки із зображення. Вона передбачає проходження зображення через кілька шарів фільтрів, аналізуючи дані в кожній його частині, які призначені для ідентифікування шаблонів та певних елементів зображуваного.

Оскільки кожен шар мережі виконує власні трансформації, попередні шари зосереджуються на функції, що відповідає за виділення країв, ліній форми чи меж об'єктів зображення, тоді як пізніші шари розглядають текстури та деталі об'єктів. Завдяки цьому аналізу мережа може точно класифікувати зображення або ідентифікувати потрібний об'єкт. Операція згортки повторюється кілька разів, щоразу з іншим шаром фільтрів, і щоразу мережа стає все складнішою, поки вона не зможе точно ідентифікувати шаблони, об'єкти та особливості зображення. Це дозволяє мережі ідентифікувати дедалі складніші візерунки та структури на зображенні. Результатом цієї операції є нова трансформована версія зображення, яка містить інформацію про ці функції. Зрештою, мета полягає в тому, щоб мережа могла ідентифікувати тріщини на картині та використовувати цю інформацію як допоміжну в процесі реставрації.

Згорткова нейронна мережа (ЗНМ) – це тип штучної нейронної мережі, яка зазвичай використовується для аналізу та обробки зображень. Наприклад, у сфері реставрації живопису ЗНМ можна використовувати для виявлення тріщин на картині. Мережа навчена на великому наборі даних зображень картин, деякі з яких мають тріщини, а деякі ні. Вивчаючи різницю між цими двома типами зображень, мережа може бути використана для виявлення тріщин на нових, небачених картинах.

Щоб виконати цей аналіз, зображення спочатку проходить через кілька шарів фільтрів, кожен із яких призначений для визначення певних особливостей зображення. Потім фільтри «згортаються» разом із зображенням, тобто вони переміщуються по зображенню, аналізуючи дані в кожній області зображення. Цей процес повторюється кілька разів, щоразу мережа отримує та обробляє все більше інформації, поки не зможе точно визначити тріщини та інші пошкодження на картині. Оскільки мережа обробляє зображення у кілька шарів, вона створює комплексне розуміння зображуваного, розпізнаючи повторювані текстури та частини об'єктів на

своєму шляху. Це дозволяє мережі точно визначати кракелюр та втрати на картині.

Загалом згорткові нейронні мережі є потужним інструментом для аналізу й обробки зображень і має широкий спектр застосувань у таких сферах, як комп'ютерне бачення, розпізнавання зображень і, в даному випадку, віртуальна реставрація живопису.

Метод згорткових нейронних мереж має властивість безперервного навчання, що означає, що він покращує свою продуктивність, коли стають доступними нові матеріали для вивчення, без необхідності повного повторного навчання.

Розглянемо наступний метод виявлення тріщин, що базується на згортковому автокодері (U-Net), назва нейромережі пов'язана з принципом її будови та функціонуванням. Використання згорткових автокодерів U-Net при реставрації картин передбачає попереднє навчання мережі набором зображень, як правило, з електронної мікроскопії. Це робиться для створення початкових вагових коефіцієнтів, які відповідають типу зображень, що відновлюються. Архітектура U-Net схожа на автокодер, де мережа навчена реконструювати зображення. У процесі навчання мережа вивчає функції різної складності, стаючи все більш насиченою функціями в міру заглиблення. Кінцевим результатом є реконструйоване зображення, що є близьким до оригінального зображення. У контексті реставрації живопису автокодер U-Net можна навчити на прикладах зображень картин із кракелюром, щоб нейромережа визначала кракелюр та видаляла, приближаючи якість зображення до первісного вигляду картини.

Методи виявлення тріщин часто використовують морфологічну фільтрацію. *Морфологічна фільтрація* – це тип техніки обробки зображень, який виконує перетворення досліджуваного зображення з метою виділення важливих характеристик або об'єктів. Вона використовується для виявлення тріщин через низьку обчислювальну складність і високу швидкість відкликання, тобто вона здатна ідентифікувати більшість тріщин на картині.

Однак виявлення тріщин у результаті морфологічної фільтрації може містити хибні результати, тобто вона використовується не як єдиний метод виявлення кракелюру, а як попередній крок для підвищення точності інших методів, ціллю яких є виявлення кракелюру.

Для більш повного розуміння вище сказаного буде незайвим пояснення, що саме означають обчислювальна складність і висока швидкість відкликання. Низька *обчислювальна складність* відноситься до простоти та ефективності методу з точки зору кількості часу та обчислювальних ресурсів, необхідних для виконання завдання. У цьому випадку вважається, що морфологічна фільтрація має низьку обчислювальну складність, оскільки вона може швидко й ефективно ідентифікувати тріщини на картині. *Швидкість відкликання* відноситься до частки фактичних тріщин, які успішно ідентифіковані методом. Іншими словами, він вимірює ефективність методу для виявлення кракелюру на зображенні. Високий рівень відкликання означає, що метод здатний виявити велику кількість тріщин, що є бажаним при дослідженні.

Обчислювальну складність наступних точніших методів можна значно зменшити за допомогою ефективного етапу попередньої обробки, який безпечно усуває великі ділянки, де немає тріщин на фарбі. Більшість сучасних методів виявлення тріщин засновані на машинному навчанні.

Розглянемо використання Байєсівського підходу у розпізнаванні тріщин. Цей метод бере інформацію із зображення та перетворює її на точки даних, які називаються векторами ознак. Найчастіше цими зображеннями слугують оптична макрофотографія, інфрачервона макрофотографія, інфрачервона рефлексграфія та рентгенівські зображення. Потім ці вектори ознак аналізуються за допомогою інструменту під назвою *Байєсова умовна тензорна факторизація*, щоб визначити, чи є на зображенні тріщини чи ні.

При реставрації живопису більш точна класифікація (з точністю на рівні пікселів) досягається за допомогою сегментаційних згорткових автокодерів та їх модифікацій. Ці нейронні мережі отримують повне зображення картини як вхідні дані та виводять карту сегментації з точністю до рівня пікселів.

Автокодер адаптує свої фільтри під час навчання, щоб ідентифікувати особливості текстури та групувати їх у локальні області. Частини зображення, які не можна згрупувати в локальну область, згладжуються та ігноруються в остаточній карті сегментації. Потім ця карта сегментації використовується для ідентифікації та видалення кракелюру з поверхні зображення, у результаті чого отримується відновлена версія картини.

Виявлення кракелюру на картинах може ускладнюватися тим, що він може мати різний тип походження і різної сили забарвлення. Товщина тріщин також може варіюватися від тонких ліній, схожих на волосся, до широких, що перетікають у зони з втратою фарбового шару. Основна складність виявлення кракелюру на художніх творах може полягати в детально та складно написаному фоні та візуальній подібності кракелюру до інших намальованих елементів, таких як вії, волосся, візерунки чи частини написів. Задля уникнення неточностей, використовується комбінація різних методів візуалізації, таких як оптична макрозйомка, інфрачервоні та рентгенівські зображення для навчання систем, для точного визначення малюнку кракелюра на картинах.

Цифрова реставрація включає два етапи: спочатку виявлення тріщин, а потім відновлення пошкоджених ділянок.

У найпростішій формі художньої реставрації процес заповнення тріщин на картині передбачає використання інформації з непошкоджених ділянок зображення. Це робиться за допомогою техніки, яка називається поліноміальною інтерполяцією, яка передбачає використання математичних рівнянь для оцінки значень пікселів у пошкоджених областях на основі значень навколишніх пікселів у непошкоджених областях.

Метод поліноміальної інтерполяції задіює математичні рівняння для прогнозування відсутніх або пошкоджених пікселів на основі значень навколишніх пікселів. Цей метод часто використовується у відновленні втрачених зображень, оскільки він простий і ефективний з точки зору обчислень. Ідея поліноміальної інтерполяції полягає у використанні

математичного рівняння для створення кривої, яка проходить через відомі значення граничних пікселів, а потім використання цього рівняння для оцінки значень відсутніх або пошкоджених пікселів. Результатом використання поліноміальної інтерполяції є цілісне зображення, відновлене до початкового стану. Однак цей метод має певні обмеження, такі як труднощі в точному відновленні складних текстур або візерунків і відсутність можливості відновити важливі об'єкти на зображенні: очі, рот, оскільки в неушкоджених областях може не бути дублікатів цих об'єктів.

Щоб подолати обмеження у віднайденні деталей, для віртуального відновлення можна використовувати варіаційні автокодера (Variational autoencoder, VAE) і змагальні нейронні мережі (Generative adversarial network, GAN) – це передові методи машинного навчання, які можна використовувати для реставрації віртуального мистецтва. Дані мережі навчаються на великій кількості художніх прикладів, щоб розпізнавати закономірності та особливості різних об'єктів на зображеннях. Під час навчання мережі вчаться «запам'ятовувати» різноманітні об'єкти і текстури, аби з точністю використовувати цю інформацію для відновлення ділянок зображень.

Під час введення пошкодженого зображення в мережу, та використовує «запам'ятовану» інформацію, щоб заповнити тріщини та відсутні ділянки. У випадку варіаційного автокодера мережа генерує нове зображення, схоже на оригінал, але з заповненими тріщинами. Однак відновлена область може виглядати розмитою порівняно з оригінальними ділянками.

З іншого боку, генеративна загальна нейронна мережа (ГЗМ) використовує інший підхід для відновлення зображення. ГЗМ складається з двох частин: генератора та дискримінатора. Генератор створює нові зображення, тоді як дискримінатор визначає, чи схоже згенероване зображення на вхідне зображення. У процесі навчання генератор і дискримінатор працюють разом, щоб створити відновлене зображення, яке є максимально наближеним до оригіналу.

У випадку важливих одиничних об'єктів, таких як очі та рот, і варіативний автокодер, і генеративна змагальна нейронна мережа можуть відновити ці об'єкти, навіть якщо в непошкоджених частинах зображення немає дублікатів. Завдяки тому, що мережі навчилися розпізнавати візерунки та текстури подібних об'єктів у процесі навчання на прикладах.

Ефективність нейронних мереж пов'язана з тим, що для успішного навчання такої мережі необхідний великий набір навчальних даних. Це пояснюється тим, що генеруючі мережі, такі як ГЗМ, покладаються на величезну кількість даних, щоб вивчати закономірності, базову структуру, зовнішній вигляд зображень та робити точні прогнози, щодо відновлення пошкоджених ділянок художнього твору.

Крім того, використання решти непошкоджених частин картини як навчального набору даних може бути більш ефективним рішенням у деяких випадках і заощадити час на збір великого набору пов'язаних зображень та забезпечує найкращий візуальний матеріал, представлення оригінальної роботи для алгоритму відновлення пошкоджень.

Серія реставраційних експериментів показує обнадійливі результати та вказує на величезний потенціал глибокого навчання мережі для віртуальної реставрації живопису.

3.3. Технології віртуальної реальності та доповненої реальності

Одним із інноваційних методів, який набув популярності в останні роки, є використання технологій віртуальної реальності (VR – virtual reality) і доповненої реальності (AR – augmented reality). Використовуючи технології VR і AR, реставратори можуть створювати 3D-моделі твору мистецтва, що дозволяє їм розглядати його з усіх боків і визначати ділянки, які потребують реставрації. Потім вони можуть використовувати ці моделі для створення цифрових копій відсутніх або пошкоджених фрагментів для подальшого процесу реконструкції втрачених частин твору мистецтва [13; 14].

Наприклад, якщо на картині відсутній кут, реставратори можуть використовувати технології віртуальної реальності та доповненої реальності, щоб створити цифрову копію зазначеного кута. Потім цю модель можна роздрукувати за допомогою технології 3D-друку та використовувати як наочний посібник під час процесу реставрації. Тим не менш, враховуючи, що оригінальний кут не підлягає поверненню, реставратори можуть лише припустити, що 3D-копія наближена до втраченого оригіналу. Таким чином, їх мета полягає в тому, щоб відновити відсутній кут якомога точніше, відштовхуючись від копії як теоретично достовірного матеріалу.

З іншого боку, такі 3D-моделі дають можливість уникнути доповнень безпосередньо на оригіналі, задовольнившись копією-реконструкцією (цифровою чи створеною в матеріалі за попередніми розрахунками), що дозволить у багатьох випадках зберегти автентичність спадщини.

Окрім керування процесом реставрації, технології віртуальної реальності та доповненої реальності також можна використовувати, щоб допомогти глядачам відчувати твір мистецтва новими та інтерактивними способами. Наприклад, технології VR можна використовувати для створення захоплюючих віртуальних галерей, які дозволяють глядачам досліджувати твір мистецтва в 3D-середовищі. Крім того, технологію AR можна використовувати, щоб забезпечити більш захоплюючий досвід перегляду, створюючи інтерактивні елементи, які дозволяють глядачам взаємодіяти з твором мистецтва по-новому. Наприклад, накладання доповненої реальності може дозволити глядачам побачити еволюцію картини від початкових ескізів до готової роботи або переглянути твір під різними кутами та збільшити масштаб, щоб побачити окремі деталі зблизька. Цей тип інтерактивного перегляду може поглибити взаємодію глядача з твором мистецтва та підвищити оцінку його естетичних і технічних якостей.

Загалом, використання технологій віртуальної реальності та доповненої реальності у реставрації творів мистецтва представляє захоплюючий новий рубіж у цій галузі. Забезпечуючи реставраторів новими інструментами та

техніками, ці технології можуть допомогти підвищити точність реставраційної роботи, а також допомогти глядачам отримати глибше розуміння твору мистецтва, його культурного та історичного значення.

3.4. Висновок до розділу 3

У даному розділі показані можливості виявлення та видалення кракелюру в межах віртуальної реставрації оцифрованих фотографій.

Метод трансформації циліндрів показав багатообіцяючі результати в точному визначенні кракелюру і розрізненні його від мазків пензля. Для ефективного заповнення тріщин використовували різні фільтри, включаючи модифікований фільтр усіченого середнього.

Згорткові нейронні мережі є ефективними інструментами для виявлення кракелюру на картинах, оскільки вони можуть виділяти особливості та ідентифікувати візерунки. Використання Байєсівського підходу і сегментаційних згорткових автокодерів додатково підвищує точність виявлення та усунення тріщин. Цифрова реставрація передбачає виявлення кракелюру і подальшу реставрацію за допомогою таких методів, як поліноміальна інтерполяція. Варіаційні автокодери та генеративні змагальні мережі – це передові методи машинного навчання, які покращують віртуальне відновлення шляхом заповнення тріщин і відсутніх ділянок. Мережі вимагають великого обсягу навчальних даних і можуть успішно відновлювати пошкоджені області твору. Загалом мережі глибокого навчання демонструють значний потенціал для віртуальної реставрації картин.

Використання технологій віртуальної реальності та доповненої реальності у реставрації творів мистецтва забезпечує реставраторів новими інструментами та техніками, які можуть підвищити точність реставраційної роботи, а також допомогти глядачам отримати глибше розуміння твору мистецтва, його культурного та історичного значення.

ВИСНОВКИ

Останніми роками поява методів машинного навчання спричинила революцію у сфері реставрації культурної спадщини. У даній дослідницькій роботі досліджено застосування віртуальної реставрації як інноваційного методу реконструкції об'єктів культурної спадщини.

Відносно нове поняття «віртуальної реставрації» об'єднує у собі ряд цифрових технологій, які дозволяють виконувати складні процеси зі збереження й відновлення, але не на самих пам'ятках, а на їх оцифрованих зображеннях. Використовуючи технології віртуальної реставрації, вчені можуть виконати ретельний аналіз стану твору, дослідити його пошкодження, створити вірогідні реконструкції і розробити комплексні стратегії фактичної реставрації. Це дозволяє уникати небажаних втручань у структуру пам'ятки, лишаючи її в автентичному вигляді. Такий підхід повністю відповідає сучасним принципам наукової реставрації, орієнтуючись на мінімальне втручання у об'єкти культурної спадщини.

Під час дослідження аналізувалися найбільш ефективні технології віртуальної реставрації. Аналіз сильних і слабких сторін кожного алгоритму підкреслив їхню здатність відновлювати зображення, усувати небажані ознаки руйнування та встановлювати плавні межі між оригінальною та синтезованою текстурами.

Синтез прогалин, або лакун текстури (Lacuna Texture Synthesis), техніка, яка заповнює відсутні або деградовані ділянки зображення візуально узгодженими структурними елементами, була визначена як ключовий компонент у віртуальній реставрації. Інтегруючи покращення колірної контрасту і заповнюючи області прогалин відповідними текстурами та відновлюючи оригінальний вигляд картин, гібридний метод може ефективно реконструювати відсутні або пошкоджені частини зображення.

Орім того, обговорювалися принципи відновлення цифрових зображень, включаючи імпорт ілюстративного матеріалу в комп'ютерну систему, обробку зображень, перетворення інформації зображення в представлення даних, а

також класифікацію та сортування даних відповідно до завдань реставрації. Запропонований підхід полегшує ідентифікацію структурних параметрів та моделювання цільового стану структури зображення. Ці кроки допомагають визначити специфічні структурні особливості зображення та сприяють процесу реставрації.

Оцифрування об'єктів культурної спадщини є поширеною практикою для збереження, документування та розповсюдження інформації про них. Оцифрування культурної спадщини в поєднанні з потужними алгоритмами аналізу зображень відіграє дедалі важливішу роль у збереженні та вивченні пам'яток культури. Застосування методів віртуальної реставрації та інтеграція методів машинного навчання відкрили нові можливості для реконструкції та збереження культурної спадщини.

Дослідження представило комплексні технологічні процеси, які поєднували методи обробки зображень і інструменти аналізу для ефективного виявлення та видалення кракелюру. Підсумовуючи, віртуальна реставрація є вирішальним методом відновлення втраченого цілісного вигляду картин. Використовуючи потенціал сучасних цифрових технологій, можна гарантувати, що художні надбання людства будуть зберігатися, вивчатися та цінуватися нинішніми та майбутніми поколіннями.

Список використаних джерел

1. INTACH Conservation Institutes. Електронний ресурс: режим доступу /http://heritageici.intach.org/?page_id=592
2. Shutian Zhou and Yanhong Xie 2022 Intelligent Restoration Technology of Mural Digital Image Based on Machine Learning Algorithm China 1-12 с
3. Топчієв Б. Алгоритмічно-програмний метод колоризації зображень : дис. ... магістр Інженерія програмного забезпечення : 121. Київ, 2020, с. 148.
4. Mol, V.R., Maheswari, P.U. The digital reconstruction of degraded ancient temple murals using dynamic mask generation and an extended exemplar-based region-filling algorithm. *Herit Sci* 9, 137 (2021).
5. Adobe. Електронний ресурс: режим доступу <https://helpx.adobe.com/ua/photoshop/using/content-aware-patch-move.html>
6. Wikipedia. Електронний ресурс: режим доступу https://en.wikipedia.org/wiki/A_Palace_Concert
7. Wikipedia. Електронний ресурс: режим доступу https://en.wikipedia.org/wiki/Лі_Тан
8. Wikipedia. Електронний ресурс: режим доступу https://en.wikipedia.org/wiki/Чжао_Менфу
9. Soo-Chang Pei, Yi-Chong Zeng and Ching-Hua Chang, "Virtual restoration of ancient Chinese paintings using color contrast enhancement and lacuna texture synthesis," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 3, pp. 416-429, March 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.821347.
10. Texture Synthesis by Non-parametric Sampling. Електронний ресурс: режим доступу <https://people.eecs.berkeley.edu/~efros/research/EfrosLeung.html>
11. ARTENet Tecniche artistiche Diagnostica Restauro. Електронний ресурс: режим доступу <https://artenet.it/en/craquelure/>
12. I. Giakoumis, N. Nikolaidis and I. Pitas, "Digital image processing techniques for the detection and removal of cracks in digitized paintings," in *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 1, pp. 178-188, Jan. 2006, doi: 10.1109/TIP.2005.860311.

13. Віртуальна та доповнена реальність у реставрації та консервації мистецтва. У матеріалах 13-ї Міжнародної конференції з цифрового збереження (iPRES 2016), Берн, Швейцарія.

14. Tate Modern (2021). Modigliani VR: The Ochre Atelier.