

손상된 회화 문화유산의 시각 디자인 생성을 위한 인페인팅 기반 복원

Inpainting-based Restoration for Visual Design Generation from Damaged Painted Cultural Heritage

이정민, 최종원*

충양대학교 첨단영상대학원 영상학과

Jungmin Lee, Jongwon Choi*

Department of Advanced Imaging, GSAIM, Chung-Ang University, Seoul, 06974, Republic of Korea

Received December 01, 2025

Revised December 19, 2025

Accepted December 20, 2025

*Corresponding author

E-mail: choijw@cau.ac.kr

Phone: +82-02-820-5870

Journal of Conservation Science
2025;41(4):781-789<https://doi.org/10.12654/JCS.2025.41.4.15>

pISSN: 1225-5459, eISSN: 2287-9781

© The Korean Society of
Conservation Science for Cultural
HeritageThis is an Open-Access article distributed
under the terms of the Creative Commons
Attribution Non-Commercial License
(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted
non-commercial use, distribution, and
reproduction in any medium, provided the
original work is properly cited.

초 록 본 연구는 회화 문화유산을 활용한 상업 디자인 생성을 위한 인공지능 기반 손상 복원 프레임워크를 제시한다. 회화 문화유산은 표면 오염과 변색 등의 누적된 손상으로 인해 직접적인 디자인 생성 시 결과물의 품질이 저하되는 문제를 보인다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 생성 디자인 알고리즘 적용 전에 손상 영역을 주변 정보를 활용하여 자동 복원하는 인페인팅 기법의 전처리 과정을 도입하였다. 오픈소스 인페인팅 도구를 활용하여 광범위한 손상 유형을 복원하였으며, 손상된 회화와 복원된 회화로부터 각각 생성된 디자인을 비교 분석하였다. 그 결과, 인페인팅 전처리가 디자인의 시각적 품질을 현저히 향상시키는 것으로 나타났다. 복원된 회화로부터 생성된 디자인은 텍스 타일, 패키징, 인테리어 자재 등 다양한 제품 범주에 적용되었으며, 현대 디자인 시장의 품질 기준을 충족하였다. 본 연구는 문화유산을 현대 상업 디자인으로 재해석할 수 있는 방법론을 제시하며, 문화적 가치를 보존하면서도 상업적으로 활용할 수 있는 디자인 개발의 가능성을 보여준다.

중심어 회화 문화유산, 인페인팅, 디지털 복원, 인공지능, 상업 디자인

ABSTRACT This study proposes an artificial intelligence-based framework for restoring damaged painted cultural heritage to facilitate commercial design generation. Painted cultural heritage often suffers quality degradation in generated designs owing to accumulated damage, such as surface contamination and discoloration. To address this issue, we incorporate a preprocessing stage using inpainting techniques that automatically restore damaged areas using contextual information from surrounding areas before applying generative design algorithms. Various damage types were addressed using open-source inpainting tools, followed by a comparative analysis of designs generated from original damaged and restored paintings. Results indicate that inpainting preprocessing significantly enhances the visual quality of designs. Designs generated from restored paintings were successfully applied across product categories—including textiles, packaging, and interior materials—satisfying contemporary market standards. This methodology offers an approach to reinterpreting cultural heritage in modern commercial design, highlighting the potential for creating viable products while preserving cultural value.

Key Words Painted Cultural Heritage; Inpainting; Digital Restoration; Artificial Intelligence; Commercial Design

1. 서 론

생성형 인공지능 모델은 디지털 디자인과 창작 산업 전반에 혁신적인 변화를 가져오고 있다(Amankwah-Amoah *et al.*, 2024; Zhuang *et al.*, 2024). StyleGAN(Karras *et al.*, 2019), Stable Diffusion(Rombach *et al.*, 2022) 등의 생성 모델은 텍스트나 이미지로부터 고품질 시각 콘텐츠를 자동 생성하는 능력을 보여주며, 시각 디자인 플랫폼의 핵심

기반 기술로 자리 잡았다. 이러한 플랫폼들은 전통적인 디자인 작업 방식을 혁신하여 디자인 제작 시간과 비용을 크게 절감하고 있다. 디자이너는 아이디어 구상부터 최종 결과물 도출까지 신속하게 반복 작업을 수행할 수 있게 되어 창의적 실험의 범위가 크게 확장되었다. 특히 텍스 타일 디자인, 패키지 디자인, 인테리어 장식 등 반복적이고 다양한 변형이 요구되는 분야에서 생성 모델은 경쟁력 확보를 위한 필수 도구가 되었다.

그러나 생성 디자인 기술이 발전했음에도 불구하고 문화유산을 디자인 소스로 활용하는 과정에는 여전히 문제가 존재한다. 특히 회화 문화유산은 디자인적 가치가 뛰어나지만, 종이나 비단 재질의 특성상 시간이 지나면서 변색, 충해 등의 손상이 누적되며, 이러한 손상된 회화를 생성 디자인 모델의 입력 데이터로 사용하면 심각한 문제를 야기한다. 생성 모델은 예술적 요소와 손상을 구분하지 못하기 때문에, 손상 부위를 원본의 일부로 학습하여 생성된 결과물에도 얼룩, 변색, 결손 등이 그대로 재현된다. 결과적으로 결함이 전이된 디자인은 원본의 예술적 의도를 왜곡하며, 문화적 진정성과 미적 완성도가 모두 저하되어 현대 디자인 시장이 요구하는 품질 기준을 충족하지 못한다. 이로 인해 손상된 문화유산의 상업적 활용 가능성은 크게 제한된다.

인페인팅은 이미지의 손상 영역을 주변 정보로 자동 복원하는 기술로(Suvorov *et al.*, 2022), 최근 Diffusion 모델 기반 방법이 문화유산 복원에 활발히 적용되고 있다(Zhang, 2024; Merizzi *et al.*, 2024; Ren *et al.*, 2024). 본 연구에서는 이러한 인페인팅 기술을 생성 디자인의 전처리 과정으로 활용하는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 먼저 인페인팅 기법으로 손상 영역을 복원한 뒤 복원된 회화를 디자인 생성의 원천 자료로 사용한다. 손상된 원본 회화와 인페인팅으로 복원한 회화를 각각 활용하여 생성한 디자인들을 비교 분석함으로써 다양한 시각 디자인의 가능성을 탐색하였다. 그 결과, 인페인팅 전처리 과정이 문화적 진정성을 유지하면서도 디자인 품질을 현저히 향상시킨다는 것을 확인할 수 있었다.

2. 관련 연구

2.1. 생성 디자인

최근 생성 모델의 발전은 상업적 응용 분야에서 시각 디자인 역량을 혁신적으로 변화시켰다. StyleGAN(Karras *et al.*, 2019)은 스타일 조작을 통한 제어 가능한 이미지 생성 방법을 확립하였으며, Diffusion 모델(Rombach *et al.*, 2022)은 생성되는 시각 콘텐츠의 품질과 다양성을 더욱 향상시켰다. 이러한 기반 아키텍처들은 창작 워크플로우를 대중화하고 시각적 개념의 신속한 프로토타이핑을 가능하게 하는 다수의 상업용 디자인 플랫폼을 탄생시켰다. 이러한 디자인 전문성의 대중화는 혁신 주기를 가속화하며, 인공지능과 인간의 협업 과정에서 창출되는 새로운 미적 접근법의 탐색을 가능하게 한다.

그러나 생성 디자인 기술을 문화유산에 적용하는 과정

에는 특수한 문제가 존재한다. 생성 모델은 시각적 패턴을 학습하여 재현하도록 훈련되었기 때문에, 입력 이미지에 포함된 모든 요소를 원본의 일부로 인식한다. 따라서 손상된 문화유산을 직접 입력하면 얼룩, 변색, 결손 등의 결함이 생성된 결과물에 그대로 전이되며, 이는 문화유산의 정확한 재현을 방해하고 현대 디자인 시장이 요구하는 품질 수준에 미치지 못하게 한다. 이러한 한계로 인해 손상된 문화유산은 복원 과정 없이 상업적 디자인 소스로 활용하기 어렵다.

2.2. 인페인팅

인페인팅 기술은 이미지의 손상 영역을 주변 정보를 활용하여 자동으로 복원하는 기술로, 문화유산 보존 분야에서 적극적으로 활용되고 있다. 초기 복원 방법은 전문 기술과 상당한 시간을 요구하는 수작업에 의존하였으나(Dawson, 2007; De Caro, 2014; Stefania and George, 2023), 최근 인공지능 기술의 발전으로 Diffusion 모델과 LoRA(Hu *et al.*, 2022)를 결합한 방법이 회화의 손상 영역 복원에 적극 활용되고 있다(Zhang, 2024). 인페인팅 기반 복원 연구는 유럽 중세 프레스코화(Merizzi *et al.*, 2024)부터 아시아 전통 회화(Ren *et al.*, 2024)까지 다양한 문화권을 아우르며, SGRGAN(Hu *et al.*, 2024)과 같은 특화 모델은 복원 품질을 크게 향상시켰다.

그러나 현재 인페인팅 기반 연구는 주로 문화유산의 원형 복원 자체에 초점을 맞추고 있으며, 복원된 이미지를 현대적 창작 활동의 소스로 활용하는 연구는 부족한 실정이다. 특히 문화유산을 생성 디자인 플랫폼과 연계하여 상업적 디자인으로 변환하는 통합 워크플로우에 대한 연구는 아직 초기 단계에 머물러 있다. 이로 인해 문화유산의 보존과 현대 상업 디자인 수요 사이에 상당한 격차가 존재하며, 본 연구는 이러한 격차를 해소하기 위한 방법론을 제시한다.

3. 연구 방법

본 연구는 손상된 회화 문화유산의 이미지를 인페인팅 기술로 복원한 후 상업용 시각 디자인 생성에 활용하는 방법을 제안한다. 프레임워크는 크게 복원과 디자인 두 단계로 구성된다(Figure 1). 복원 단계에서는 다양한 손상 유형에 대응할 수 있는 인페인팅 모델을 사용하여 손상된 회화를 복원하고, 디자인 단계에서는 복원된 이미지를 기반으로 상업 디자인 프로토타입을 생성한다. 이를 통해 문화유산 복원이 문화적 요소를 활용한 디자인의 품질과 상업적 활용 가능성을 향상시킬 수 있음을 보여준다.

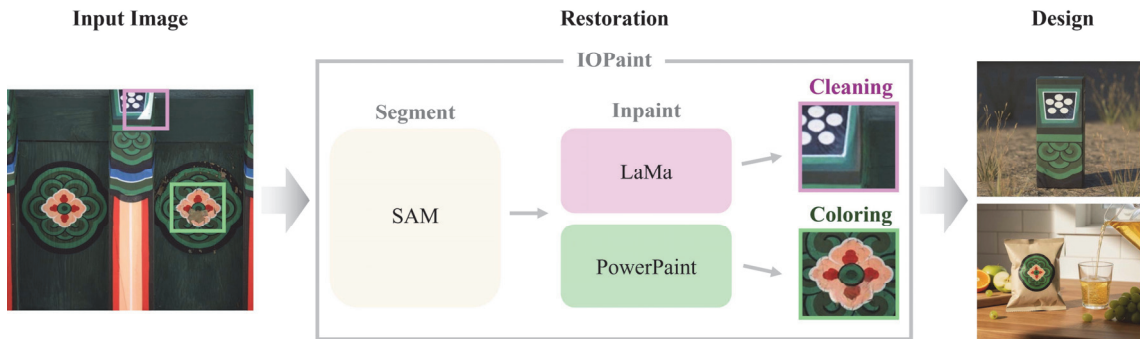


Figure 1. Inpainting-based design generation framework for painted cultural heritage.

3.1. 회화 복원

3.1.1. 복원 플랫폼 선정

본 연구는 오픈소스 이미지 인페인팅 도구인 IOPaint (Sanster, 2025)를 복원 플랫폼으로 채택한다. IOPaint는 문화유산 복원에 필요한 네 가지 핵심 특성을 갖추고 있다. 첫째, IOPaint는 LaMa(Suvorov *et al.*, 2022), PowerPaint (Zhuang *et al.*, 2024), MAT(Li *et al.*, 2022) 등 다양한 인페인팅 모델을 단일 인터페이스에서 통합 지원한다. 회화 문화유산은 표면 오염, 채색층 손실, 변색 등 이질적인 손상 유형이 복합적으로 나타나기 때문에, 각 손상 특성에 최적화된 모델을 선택적으로 적용할 수 있는 유연성이 필수적이다. 둘째, 웹 기반 GUI 인터페이스를 제공하여 보존 전문가와 디자이너가 프로그래밍 지식 없이도 직관적으로 복원 작업을 수행할 수 있다. 이는 기술적 장벽을 낮추어 실무자들의 실제 활용 가능성을 높인다. 셋째, Segment Anything Model(SAM)(Kirillov *et al.*, 2023)을 통합하여 정밀한 마스크 생성을 지원한다. 사용자가 브러시 도구로 손상 영역을 대략적으로 마스킹하면, SAM이 해당 영역을 분석하여 손상 부위와 온전한 부위의 경계를 자동으로 분할한다. 넷째, 실시간 미리보기 기능을 지원하여 복원 과정의 단계별 검증 및 조정이 가능하다. 문화유산 복원은 원본의 보존이 중요하기 때문에, 자동화된 일괄 처리보다는 전문가의 판단이 개입할 수 있는 반자동 워크플로우가 적합하다.

3.1.2. 표면 오염 제거

회화 원본을 가리는 표면 오염의 세척 작업을 위해 LaMa 모델을 사용한다. 본 연구에서는 Stable Diffusion 기반의 PowerPaint 대신 LaMa를 선택하였는데, 이는 두 모델의 아키텍처와 사용 목적의 근본적인 차이 때문이다. LaMa는 고속 푸리에 합성곱(Fast Fourier Convolution,

FFC)을 활용한 CNN 기반 인페인팅 네트워크로, 텍스트나 추가 조건 없이 주변 픽셀의 맥락만으로 손상 영역을 재구성한다. 반면 PowerPaint는 Stable Diffusion을 확장한 조건부 생성 모델로, 텍스트 프롬프트와 형상 가이드를 통해 의미적으로 새로운 콘텐츠를 생성하는 데 특화되어 있다.

문화유산의 표면 오염 제거는 원본에 존재하지 않던 새로운 시각적 요소를 생성하는 것이 아니라, 오염으로 가려진 원본의 패턴과 텍스처를 드러내는 보존적(conservative) 복원이다. 이러한 작업에서 LaMa는 세 가지 측면에서 적합하다. 첫째, FFC를 통해 이미지 전체의 수용 영역을 확보하여 국소적 수용 영역에 제한되는 일반 합성곱과 달리 전역적 맥락 정보를 효과적으로 포착한다. 이는 단청, 자수 등 반복적 패턴이 있는 회화에서 패턴의 연속성을 자연스럽게 유지하는 데 유리하다. 특히 넓은 오염 영역도 일관된 텍스처와 구조를 유지하며 제거할 수 있으며, 회화 표면의 먼지, 얼룩, 곰팡이 등 면적이 넓고 분포가 산발적인 불규칙한 형태의 손상 제거에 효과적이다. 둘째, 텍스트 조건 없이 주변 픽셀 정보만으로 복원하므로 원본에 없던 디테일을 생성적으로 추가할 위험이 적다. Diffusion 기반 생성 모델은 창의적 편집에는 강력하지만, 문화유산 복원에서 요구되는 원본 정보의 최대 보존 원칙에는 생성적 자유도가 오히려 위험 요소가 될 수 있다. 셋째, CNN 기반 아키텍처로 처리 속도가 빠르고 결과의 재현성이 높아, 광범위한 표면 오염을 반복적으로 처리하는 실무 환경에 적합하다.

실제 복원 작업에서 사용자는 브러시 도구를 사용하여 오염된 영역을 수동으로 마스킹한다. 마스킹 영역은 오염의 경계를 약간 넘어서 지정하여 주변과의 자연스러운 경계 융합을 보장한다. LaMa 모델을 적용하면, 마스킹된 영역이 주변 픽셀의 색상, 텍스처, 구조 정보를 기반으로 재구성된다. 복원 결과는 실시간으로 미리보기되며, 필요 시 마스킹 영역을 조정하여 재처리할 수 있다. 이 접근법은 표면 먼지, 얼룩과 같은 불규칙한 손상을 효과적으로

제거하면서 주변의 손상되지 않은 영역과 자연스러운 시각적 연속성을 유지한다.

3.1.3. 채색층 복원

채색층 손상으로 시각적 완성도가 저하된 경우에는 ControlNet(Zhang and Agrawala, 2023) 기반의 조건부 생성 모델인 PowerPaint를 사용한다. 표면 오염 제거가 보존적 복원이라면, 채색층 복원은 손실된 시각적 요소를 의미적으로 재구성해야 하는 생성적(generative) 복원이다. PowerPaint는 Stable Diffusion의 생성 능력에 ControlNet의 구조적 제어를 결합하여, 원본 회화의 구도와 형태를 유지하면서 이미지의 의미적 정보를 이해하고 맥락에 맞는 콘텐츠를 생성한다. 예를 들어, 꽃잎의 일부가 손상된 경우 주변 꽃잎의 형태와 색상을 고려하여 자연스러운 꽃잎을 재구성하며, 박락으로 인해 안료가 떨어져 나간 부분은 주변의 문양과 색상 팔레트를 분석하여 의미적으로 일관된 콘텐츠를 생성한다.

LaMa와 달리 PowerPaint는 텍스트 프롬프트와 형상 조건을 통해 고수준의 의미적 제어가 가능하며, 이는 채색층 손실처럼 단순히 주변 텍스처를 복사하는 것만으로는 복원이 불가능한 경우에 필수적이다. 예를 들어, 자수 초충도 병풍에서 나비의 날개 일부가 박락되었다면, LaMa는 주변의 검은색 비단 텍스처만 반복하여 나비를 검은 비단으로 덮어버릴 수 있다. 반면 PowerPaint는 주변 맥락에서 "나비 날개"라는 의미적 정보를 이해하고, 나비 날개의 형태와 색상 패턴을 생성할 수 있다. 이러한 의미적 이해 능력은 Stable Diffusion이 대규모 이미지 데이터로 학습하여 얻은 시각적 지식에서 비롯되며, 문화유산의 손실된 예술적 요소를 재구성하는 데 적합하다.

사용자가 손상된 영역을 마스크하면, PowerPaint는 원본 이미지의 나머지 부분을 조건으로 활용하여 손상 영역을 재구성한다. 채색층 손실 또는 변색이 발생한 영역에 대해서는 컬러화 기능이 주변 색상 정보를 분석하고 원작의 색상 팔레트를 고려하여 손실된 색상을 복원한다. 생성 과정에서 원본의 구도와 형태 정보가 ControlNet을 통해 유지되므로, 생성적 자유도를 가지면서도 원작의 예술적 의도를 보존할 수 있다.

3.1.4. 복합 손상 처리 전략

회화 문화유산은 일반적으로 단일 손상 유형이 아닌 복합적 손상을 보인다. 예를 들어, 표면 오염과 채색층 박락이 동시에 존재하거나, 균열을 따라 변색이 발생하는 경우가 많다. 이러한 복합 손상을 효과적으로 처리하기 위해 본 연구에서는 순차적 모델 적용 전략을 제안한다.

먼저 LaMa를 사용하여 표면의 먼지, 얼룩, 곰팡이 등을 제거한다. 이는 후속 단계에서 채색층 복원 시 오염 요소가 학습 데이터로 인식되는 것을 방지한다. 표면 오염이 제거된 이미지를 기반으로 PowerPaint의 인페인팅 기능을 사용하여 박락된 채색층을 복원한다. 이를 통해 오염 요소의 간섭 없이 채색층 복원의 정확도를 높일 수 있다. 마지막으로 변색된 영역에 대해 컬러화 기능을 적용하여 원본의 색상을 추정하고 복원한다. 이러한 단계적 접근은 각 손상 유형에 최적화된 모델을 순차적으로 적용하여 복원 품질을 극대화하며, IOPaint의 다중 모델 지원 기능이 이를 효율적으로 구현한다.

3.2. 디자인 생성

복원된 회화 이미지는 생성형 인공지능 기반 디자인 플랫폼을 통해 상업적으로 활용 가능한 시각 디자인으로 변환된다. 본 연구에서는 DYP.ai(Provotive, 2025), Packify AI(Pacdora, 2025)와 같은 패키지 목업 생성 플랫폼을 활용하여 복원된 회화의 전통적 시각 요소를 현대 디자인에 적합한 형태로 변환한다. 먼저 복원된 회화 이미지를 참조 이미지로 플랫폼에 업로드한다. 그 다음 제품 유형을 선택한 후 디자인 목적에 맞는 텍스트 프롬프트를 입력하여 생성 조건을 구체화한다. 예를 들어 마스크 시트 디자인의 경우 "Luxury facial mask sheet package design, botanical motifs including flowers and leaves"와 같이 제품의 브랜드 아이덴티티와 조화를 이루도록 프롬프트를 작성한다. 이후 생성 버튼을 클릭하면 수초 내에 여러 개의 디자인 변형안을 자동으로 생성한다.

생성된 목업 이미지는 배경 생성 기능을 통해 제품 콘셉트에 맞는 연출 환경으로 확장할 수 있다. 배경 스타일을 선택하거나, 추가 프롬프트를 입력하여 "warm ambient lighting, placed on wooden surface with natural stones"와 같이 구체적인 촬영 환경을 시뮬레이션한다. 이 과정에서 조명, 구도, 배경 요소 등이 자동으로 조정되어 실제 제품 촬영과 유사한 고품질 이미지가 생성된다. 생성된 결과물이 요구사항을 충족하지 못할 경우 프롬프트를 수정하여 재생성하며, 최적의 결과물을 선택할 때까지 이 과정을 반복한다. 최종적으로 선택된 디자인은 다운로드하여 실제 제품 제작, 마케팅 자료, 클라이언트 제안서 등에 활용할 수 있다. 이러한 인공지능 기반 워크플로우는 전문 그래픽 툴이나 촬영 장비 없이도 짧은 시간 내에 다양한 디자인 프로토타입을 개발할 수 있게 하며, 손상된 문화유산이 현대 상업 디자인의 창작 자료로 효과적으로 전환될 수 있음을 보여준다.

4. 실험 결과

회화 문화유산으로부터 상업용 시각 디자인을 생성하기 위해 인페인팅 기반 복원과 생성 디자인을 결합한 방법의 효과성을 검증한다. 실험 데이터는 국가유산포털(Korea Heritage Service, 2025)과 신문 기사 자료(Son, 2014)를 통해 수집하였다. 총 3점의 회화 문화유산을 선정하였으며, 손상 유형별로 건축 단청 1점, 자수 회화 1점, 전통 산수화 1점으로 구성하여 다양한 손상 양상을 포괄하도록 하였다. 선정 기준은 디자인 활용 가치, 복합적 손상의 명확성, 고해상도 이미지 확보 가능성이다. 각 회화에 대해 복원 결과를 제시하고, 복원된 회화를 활용한 다양한 디자인 응용 사례를 보여준다. 마지막으로 손상된 회화와 복원된 회화로부터 각각 생성된 디자인을 비교하여 인페인팅 전처리의 효과를 검증한다.

4.1. 회화 복원 결과

Figure 2는 세 가지 문화유산 유형에 대한 복원 결과를 보여준다. Figure 2 (a)의 승례문 단청은 균열, 박리, 박락, 변색 등 복합적인 손상 양상을 나타낸다. 특히 주화문의 붉은색 안료가 박락되어 문양의 윤곽이 불명확하다. Figure 2 (b)의 복원 결과는 인페인팅을 통해 박락된 영역을 재구성하고 손실된 채색층을 복원하였다. 복원된 이미지는 연꽃 문양의 구조를 되살려 단청 본래의 화려함을 재현하며, 문양의 기하학적 구조와 전통적 색채 구성을 보존하여 문화적 특성을 유지하였다.

Figure 2 (c)의 자수 초충도 병풍은 검은색 비단의 박락으로 인해 배접지가 드러나 작품의 시각적 완성도가 저하되었다. 전통적인 보존처리 방법은 그림 뒤에 덧댄 오래된 배접지를 제거한 후 기존과 동일한 화견을 제작하여 앞뒤로 매우는 복잡한 과정을 거쳐야 한다. 반면 인페인

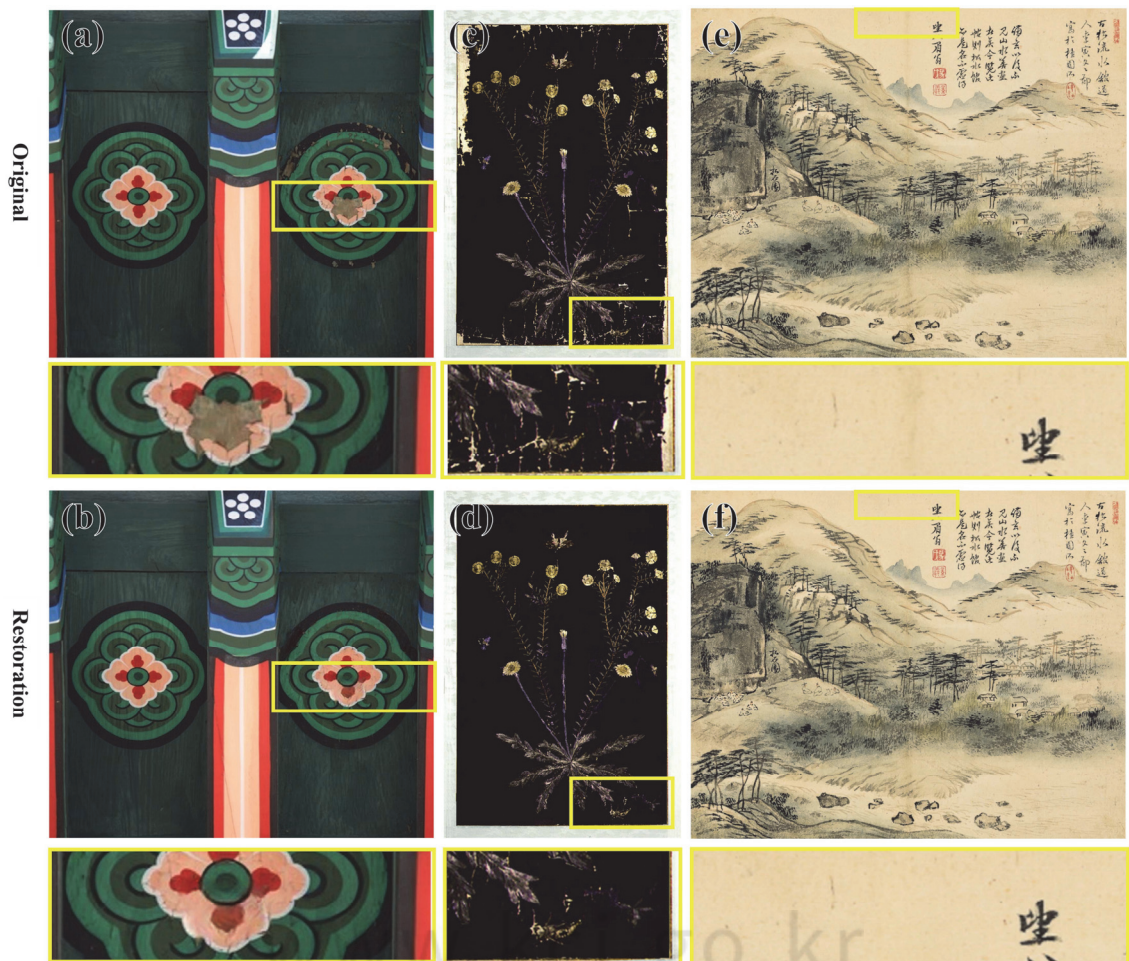


Figure 2. Restoration results of paintings.

팅 기법은 이러한 물리적 처리 과정 없이 디지털 복원을 가능하게 한다. Figure 2 (d)의 복원 결과는 박락된 검은색 비단 영역을 재구성하여 원본의 섬세한 자수 질감과 색상 대비를 유지함으로써 작품 본래의 예술적 가치를 보존하였다.

Figure 2 (e)의 이인문 필 송석원시회도는 접힌 선을 따라 발생한 훼손으로 작품의 시각적 연속성이 방해받는다. 접힘으로 인한 변색은 패턴 추출 및 디자인 변환 과정에서 원치 않는 시각적 노이즈로 작용한다. Figure 2 (f)의 복원 결과는 인페인팅을 통해 변색된 영역을 자연스럽게 재구성하였으며, 이인문 특유의 객관적 묘사와 맑은 담채를 보존하였다. 복원된 이미지는 원본 회화의 시각적 특징과 전체 구도의 색상 조화를 유지하여 디자인 생성을 위한 양질의 시각 자료로 활용될 수 있다. 세 사례 모두 인페인팅이 원본 회화의 문화적 특성과 예술적 완성도를 보존하면서 다양한 손상 유형을 효과적으로 처리할 수 있음을 보여준다.

4.2. 디자인 생성 결과

Figure 3과 4는 복원된 회화를 활용하여 생성한 상업용 디자인의 제품 적용 사례를 보여준다. Figure 3 (a)와 Figure 4 (b)는 복원된 승례문 단청으로부터 생성된 디자인이 패키징, 텍스타일 제품, 인테리어 자재 등에 적용된 모습을 보여준다. 연꽃 문양은 상품 패키지, 앞치마, 욕실 타일 등으로 재해석되어 전통 문화유산의 미적 요소가 현대 상업 제품과 효과적으로 조화를 이루었다. 특히 욕실 타일은 단청에서 추출한 연꽃 모티프를 확대하고 배열한 반복 패턴으로 전통 한국 장식 요소를 현대 실내 공간에 자연스럽게 통합한 예시를 보여준다.

Figure 3 (b)와 Figure 4 (d)는 복원된 자수 초충도 병풍 으로부터 생성된 디자인이 각각 화장품 패키지와 와인 라벨에 적용된 모습을 보여준다. 꽃과 나비, 잠자리 모티프가 자연스럽게 우아한 시각적 효과를 만들어낸다. 검은색 비단 위에 섬세하게 수놓인 초충 문양은 현대 제품 디자인

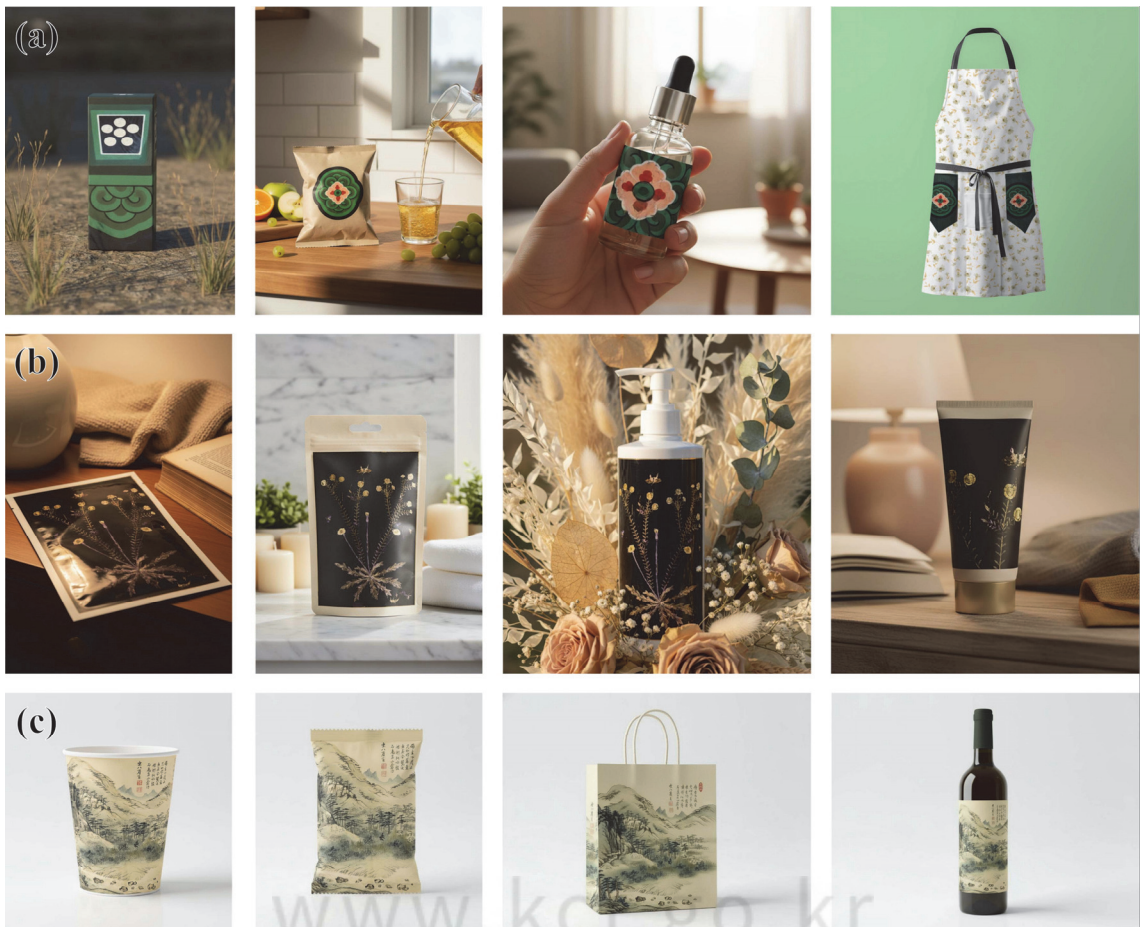


Figure 3. Commercial design applications using restored paintings.

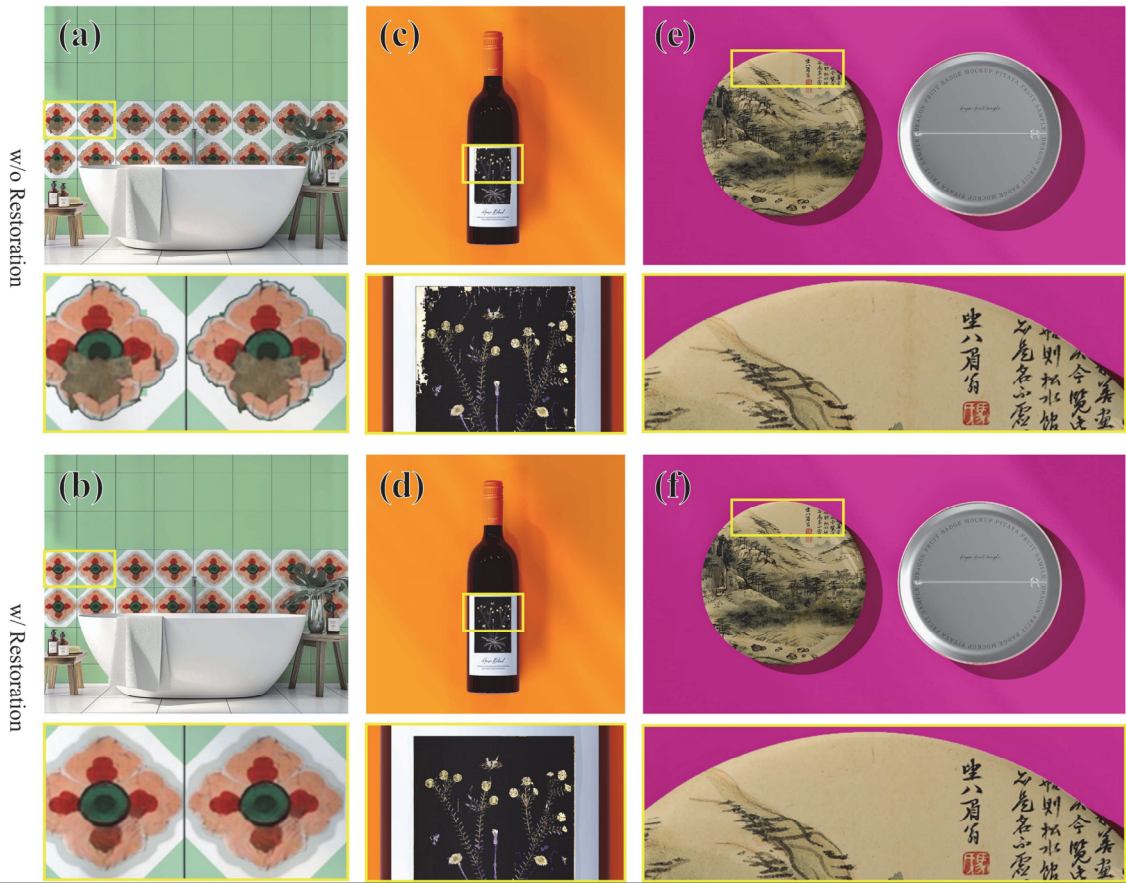


Figure 4. Design comparison between using damaged and restored paintings.

에서 고급스러운 감성을 표현하는 요소로 재해석되었다. 특히 화장품 패키지는 자수의 섬세한 질감과 자연 모티프를 통해 제품의 프리미엄 이미지를 효과적으로 전달한다.

Figure 3 (c)와 Figure 4 (f)는 복원된 이인문 필 송석원 시회도로부터 생성된 디자인이 종이컵, 다과 패키지, 쇼핑백, 와인 라벨, 배지와 같은 다양한 제품에 적용된 모습을 보여준다. 산수화의 넓은 공간감과 섬세한 묘사가 각 제품에 안정적이고 조화로운 시각적 효과를 부여한다. 전통 산수화의 특징적인 공간 구성과 섬세한 필치가 현대적 그래픽 요소로 재해석되어 제품에 문화적 품격을 더하였다.

Figure 4는 손상된 회화와 복원된 회화로부터 생성된 디자인의 품질을 비교한다. 욕실 타일, 와인 라벨, 배지 디자인에서 손상된 회화를 사용한 결과물(Figure 4 (a), (c), (e))과 복원된 회화를 사용한 결과물(Figure 4 (b), (d), (f))의 차이를 명확히 보여준다. Figure 4 (a)에서 손상된 송례문 단청으로부터 생성된 욕실 타일은 균열과 박락으로 인해 문양의 윤곽이 불명확하고 색상이 흐릿하여 전체적인 디자인 품질이 저하되었다. Figure 4 (c)에서 손상된

자수 초충도로부터 생성된 와인 라벨은 비단의 박락이 그대로 반영되어 제품이 낡고 마모된 인상을 준다. Figure 4 (e)에서 손상된 이인문 필 송석원시회도로부터 생성된 배지는 손상 부위가 디자인 요소로 오인되어 제품이 노후되고 관리되지 않은 것으로 인식된다.

반면 복원된 회화로부터 생성된 디자인은 현저히 개선된 품질을 보여준다. Figure 4 (b)에서 복원된 단청으로부터 생성된 욕실 타일은 선명한 연꽃 문양과 조화로운 색상 배치로 인테리어 제품으로서의 가치를 갖춘다. Figure 4 (d)에서 복원된 자수 초충도로부터 생성된 와인 라벨은 섬세한 초충 문양과 선명한 색상 대비로 고급스러운 제품 이미지를 구현한다. Figure 4 (f)에서 복원된 이인문 산수화로부터 생성된 배지는 넓은 공간감과 치밀한 필치가 명확히 표현되어 문화적 품격을 갖춘 디자인을 완성한다. 이러한 비교는 인페인팅 기반 복원 전처리가 손상 관련 결함을 제거하고 전체적인 디자인 품질을 향상시킴으로써 문화유산 기반 디자인의 상업적 활용 가능성을 크게 개선함을 입증한다.

5. 고찰

본 연구의 인페인팅 기반 복원 접근법은 회화의 구조를 효과적으로 유지하고 손상을 제거하지만, 몇 가지 한계점을 지닌다. 인페인팅 과정은 원본 회화 이미지에 수정을 가하기 때문에 순수한 문화유산 보존 관점에서는 문화적 진정성을 훼손할 수 있다(Lee, 2012; Scott, 2015). 특히 손상이 광범위한 회화의 경우 넓은 인페인팅 영역은 추가적인 위험을 야기하며, 시각적 완성도와 문화유산 보존의 무결성 사이의 균형에 대한 신중한 고려를 요구한다(Aliyari, 2025; Gnaba *et al.*, 2025). 본 연구는 상업용 디자인 생성을 목적으로 하여 시각적 품질 개선에 초점을 맞추었으나, 문화유산 보존을 위한 학술적 목적으로는 원본의 손상 상태를 있는 그대로 보존하는 것이 더 적절할 수 있다. 이러한 한계는 회화의 전체 맥락을 분석하고 다양한 손상 유형을 구별하며 문화적 무결성을 보존하면서도 목표 지향적인 복원을 수행할 수 있는 포괄적인 접근법 개발의 필요성을 제기한다.

향후 연구는 문화유산 기반 상업 디자인 생성을 발전시키기 위한 여러 방향으로 확장될 수 있다. 먼저 복원과 디자인 생성 과정을 단일 워크플로우로 통합하는 프레임워크 개발이 필요하다. 이는 디자이너의 작업 효율성을 높이고 문화유산에서 상업 제품으로의 전환 과정을 단순화할 것이다. 또한 본 연구는 2차원 회화에 초점을 맞추었으나, 조각, 도자기, 건축 장식과 같은 3차원 문화유산으로 확장하면 현대 디자인 응용 분야에서 활용 가능한 풍부한 시각 자원을 제공할 수 있다. 더 나아가 다양한 문화권의 문화유산과 더 많은 제품 범주로 적용 범위를 확대하여 문화유산 기반 디자인 생성의 보편적 활용 가능성을 검증할 필요가 있다. 마지막으로 보존과학 전문가 및 디자인 전문가의 체계적 평가를 통해 복원의 적절성과 디자인의 상업적 타당성을 검증할 필요가 있다. 이러한 발전은 문화유산 보존과 현대 상업 디자인의 융합을 더욱 고도화할 것이다.

6. 결론

본 연구는 손상된 회화 문화유산의 이미지를 인페인팅 기술로 복원한 후 상업용 시각 디자인 생성에 활용하는 방법을 제안하였다. 회화 문화유산은 시간이 지나면서 균열, 박리, 박락, 변색 등 다양한 손상이 누적되어 디지털화 과정에서 문제를 발생시킨다. 손상된 이미지를 생성 디자인 알고리즘에 직접 입력하면 생성된 결과물에도 결함이 그대로 반영되고 증폭되어 문화적 특성과 상업적 활용 가

능성이 모두 저하된다. 본 연구에서는 IOPaint를 활용한 인페인팅 기반 복원 전처리를 통해 이러한 한계를 극복하였다. 송례문 단청, 자주 초충도 병풍, 이인문 필 송석원시 회도에 대한 복원 실험을 통해 인페인팅이 원작의 문화적 특성과 예술적 완성도를 보존하면서도 다양한 손상 유형을 효과적으로 처리할 수 있음을 확인하였다.

복원된 회화를 활용한 디자인 생성 실험은 문화유산 기반 상업 디자인의 실용적 가능성을 입증하였다. 복원된 회화는 패키징 디자인, 텍스타일 제품, 인테리어 자재 등 다양한 제품 범주에 효과적으로 적용되었으며, 전통 문화유산의 미적 요소를 현대 디자인 언어로 성공적으로 재해석하였다. 특히 손상된 회화와 복원된 회화로부터 생성된 디자인의 비교 분석을 통해 복원 전처리가 디자인 품질을 현저히 향상시킴을 확인하였다. 본 연구는 문화유산 보존 기술과 생성 디자인 워크플로우를 연계하여 문화유산과 현대 디자인 수요 사이의 격차를 줄이는 새로운 접근법을 제시한다. 향후 연구에서는 더욱 다양한 문화유산 유형과 응용 분야로 확장하여 문화유산 기반 디자인 생성의 가능성을 지속적으로 탐색할 필요가 있다.

REFERENCES

- Aliyari, M., 2025, Investigating the Protection of Cultural Heritage and the Balance between Architecture and Ethics in Restoration Projects. *International journal of Modern Achievement in Science, Engineering and Technology*, 2(4), 161-170.
- Amankwah-Amoah, J., Abdalla, S., Mogaji, E., Elbanna, A., and Dwivedi, Y. K., 2024, The impending disruption of creative industries by generative AI: Opportunities, challenges, and research agenda. *International Journal of Information Management*, 79, 102759.
- Dawson, T. L., 2007, Examination, conservation and restoration of painted art. *Coloration Technology*, 123(5), 281-292.
- De Caro, S., 2014, International Centre for the Study of the Preservation and Restoration of Cultural Property (ICCROM)(Conservation and Preservation). In *Encyclopedia of Global Archaeology*, Springer, New York, 3937-3940.
- Gnaba, H. A., Bashir, F. M., Al-Tamimi, N., Alshayeb, M. J., Rassas, N. H., Al-Sakkaf, Y. K., and Dodo, Y. A., 2025, Balancing heritage preservation with sustainability through interior design strategies and technological interventions in adaptive reuse projects. *Energy and Buildings*, 346, 116234.
- Hu, E. J., Shen, Y., Wallis, P., Allen-Zhu, Z., Li, Y., Wang, S., and Chen, W., 2022, Lora: Low-rank adaptation of

- large language models. ICLR, 1(2), 3.
- Hu, Q., Huang, W., Luo, Y., Cao, R., Peng, X., Peng, J., and Fan, J., 2024, Srgan: sketch-guided restoration for traditional Chinese landscape paintings. *Heritage Science*, 12(1), 163.
- Karras, T., Laine, S., and Aila, T., 2019, A style-based generator architecture for generative adversarial networks. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 4401-4410.
- Kirillov, A., Mintun, E., Ravi, N., Mao, H., Rolland, C., Gustafson, L., Xiao, T., Whitehead, S., Berg, A. C., Lo, W., Dollar, P., and Girshick, R., 2023, Segment anything. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 4015-4026.
- Korea Heritage Service, 2025, National Heritage Portal. <http://www.heritage.go.kr> (October 11, 2025)
- Lee, S.J., 2012, Analytical Study on the Definition and Nature of Authenticity in Heritage Conservation. *MUNHWAJAE Korean Journal of Cultural Heritage Studies*, 45(4), 126-139. (in korean with English abstract)
- Li, W., Lin, Z., Zhou, K., Qi, L., Wang, Y., and Jia, J., 2022, Mat: Mask-aware transformer for large hole image inpainting. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 10758-10768.
- Merizzi, F., Saillard, P., Acquier, O., Morotti, E., Piccolomini, E. L., Calatroni, L., and Dessì, R. M., 2024, Deep image prior inpainting of ancient frescoes in the Mediterranean Alpine arc. *Heritage Science*, 12(1), 1-22.
- Pacдора, 2025, Packify AI – Free AI Packaging Design, <https://www.packify.ai> (October 11, 2025)
- Provotive, 2025, DYP.ai - Generative AI Packaging Design & Print-Ready Files. <https://dyp.framer.website/ko/> (October 11, 2025)
- Ren, H., Sun, K., Zhao, F., and Zhu, X., 2024, Dunhuang murals image restoration method based on generative adversarial network. *Heritage Science*, 12(1), 39.
- Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., and Ommer, B., 2022, High-resolution image synthesis with latent diffusion models. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 10684-10695.
- Son, H.J., 2014, Comprehensive problems with Sungrnyemun dancheong, News1. <https://www.news1.kr/photos/1077361> (October 11, 2025)
- Stefania, I. and George, P., 2023, Conservation and Preservation Standards for Paintings. In *International Conference on the Theory of Machines and Mechanisms*, Cham: Springer Nature Switzerland, 147-158.
- Sanster, 2025, Iopaint: Image inpainting tool powered by sota ai model. <https://github.com/Sanster/IOPaint> (October 11, 2025)
- Scott, D. A., 2015, Conservation and authenticity: Interactions and enquiries. *Studies in Conservation*, 60(5), 291-305.
- Suvorov, R., Logacheva, E., Mashikhin, A., Remizova, A., Ashukha, A., Silvestrov, A., and Lempitsky, V., 2022, Resolution-robust large mask inpainting with fourier convolutions. In *Proceedings of the IEEE/CVF winter conference on applications of computer vision*, 2149-2159.
- Zhang, L., Rao, A., and Agrawala, M., 2023, Adding conditional control to text-to-image diffusion models. In *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 3836-3847.
- Zhang, X., 2024, AI-Assisted Restoration of Yangshao Painted Pottery Using LoRA and Stable Diffusion. 7(11), *Heritage*, 2571-9408.
- Zhuang, J., Zeng, Y., Liu, W., Yuan, C. and Chen, K., 2024, A task is worth one word: Learning with task prompts for high-quality versatile image inpainting. In *European Conference on Computer Vision*, Cham: Springer Nature Switzerland, 195-211.