

이미지 생성 AI 파인튜닝과 활용 사례 - 실내 공간 상세 스타일 키워드를 중심으로 -

정 현 · 이진국[†]

연세대학교 실내건축학과

Image Gen AI-based Model Fine-Tuning and Design Application - Focusing on Detailed Interior Design Style Keywords -

Hyun Jeong and Jin-Kook Lee[†]

Dept. of Interior Architecture and Built Environment, Yonsei University

Received 22 September 2023; received in revised form 31 October 2023; accepted 14 November 2023

ABSTRACT:

This paper explores the potential of Generative AI in the field of interior architecture, with a specific focus on implementing fine-tuning models based on various interior design styles. It highlights that spaces have unique preferences influenced by culture, region, and users, leading to evolving design styles. However, the base models of image-generation AI do not always reflect the changes and latest trends in interior design styles. Model fine-tuning of image-generation AI enables the visualization of spaces incorporating various interior design styles. The study evaluates the base model's performance on 25 diverse design styles, selecting styles for further training based on the results. This fine-tuning involves three main steps: data preparation and preprocessing, text alignment and hyperparameter optimization, and model training and construction. The findings show that fine-tuning effectively represents styles missed by the base model, generating high-quality images. It accurately portrays style characteristics and keywords, offering versatile design possibilities. This research enhances space visualization while accommodating diverse interior design styles and user preferences. It provides a practical mechanism for generating alternative designs to facilitate practical comparisons in interior architecture. Additionally, it highlights the potential application of Generative AI in various fields beyond interior architecture.

Key Words: Architectural Design, Interior Design Style, Image Generation AI, Model Fine-tuning

1. 서 론

1.1 연구의 배경 및 목적

실내 공간은 문화적, 지역적 그리고 사용자 특

정 요인들로 인해 형성되며, 고유한 선호도와 스타일을 지닌다(Kilmer et al., 2014). 이러한 다양한 요소들은 디자인 스타일에 영향을 미치며, 결과적으로 디자인 스타일은 디자인 요소, 색상 조합 그리고 재료 선택 등과 같은 측면에서 다양한 선호도와 유행을 아우른다(Goldschmidt et al., 1998; Eckert et al., 2000). 이러한 맥락에서, 각 디자인

[†]Corresponding Author, leejinkook@yonsei.ac.kr
©2023 Society for Computational Design and Engineering

스타일 범주 내에서 공유되는 속성을 식별하여 고유한 스타일을 정의하려는 시도가 있었지만, 디자인 스타일은 문화, 시대, 지리, 철학 그리고 개인의 관점과 같은 다양한 요소와 밀접하게 연결되어 있어 다양한 해석을 초래할 수 있다(Kilmer et al., 2014). 이로 인해 디자인 스타일은 주로 여러 디자인 사례에서 공통적으로 나타나는 시각적 특성에서 유래한다고 볼 수 있으며, 이 시각적 특성은 디자인 요소, 마감재, 색상 등을 포함하는 스타일 키워드로 표현될 수 있다. 이러한 특성들은 디자인 스타일을 반영한 공간 구성에 있어서 주요 고려사항으로 간주된다. 따라서 디자인 스타일은 질적인 성질을 가지며, 트렌드의 변화에 따라 사용자 중심의 선호도를 반영하면서 새로운 디자인 스타일이 등장하고 다양하게 진화하는 것이 일반적이다.

본 연구는 최근 다양한 응용 분야에서 활발히 연구되고 있는 대규모 언어 모델(Large Language Models, LLMs)을 기반으로 사전 학습된 이미지 생성 AI를 활용하고자 한다. 특히, 기존 이미지 생성 AI 모델을 활용하여 특정 디자인 스타일 상세 키워드를 파인튜닝(Fine-tuning)하고, 이를 통해 디자인 스타일의 시각적 특성을 반영한 공간 시각화 방법을 제안하는 것에 초점을 맞추고자 한다. 본 연구를 통해, 기본 이미지 생성 AI 모델로는 어려웠던 특정 디자인 스타일 공간 시각화 이미지를 생성할 수 있게 되며, 이를 통해 이미지 생성 AI의 활용 방향을 제시하여 트렌드와 선호도에 따른 디자인 스타일의 다양성에 대응하여 사용자의 목적에 부합하는 공간을 효과적으로 시각화할 수 있음을 보여준다. 더불어, 본 연구에서 제안된 방법은 실내건축 분야 뿐만 아니라 다른 분야에서도 응용 가능한 이미지 생성 AI의 잠재력을 강조한다.

1.2 연구의 방법 및 절차

본 연구는 이미지 생성 AI를 활용하여 디자인 스타일의 상세 스타일 키워드를 기반으로 디자인 스타일 시각화 모델을 구현하는 것을 목표로 한다. 연구의 대상 공간은 주거 공간 중 거실을 대상으로 하며, 총 25가지 디자인 스타일에 대한 이미지 생성 테스트가 수행되었다. 이 연구에서 수행된 절차는 다음과 같다. 제 2장에서는 딥러닝 기반 이미지 생성 AI에 대한 선행 연구를 조사하고, 추가로 실내디자인 스타일을 딥러닝 모델에 적용한 연구 사례를 검토한다. 제 3장에서는 이미지 생성 AI 모델을 기반으로 한 이미지 생성 테스트를 통해 기본 모델이 다양한 실내디자인 스타일을 얼마나 잘 이해하는지를 평가하고, 추가적인 Fine-tuning이 필요한 부분을 도출한다. 제 4장에서는 디자인 스타일 모델을 구현하기 위한 절차를 제시하며, Fine-tuning 과정은 데이터 준비와 전처리, 하이퍼파라미터 최적화, 그리고 훈련과 같이 세 가지 주요 단계로 이루어진다. 제 5장에서는 구현된 디자인 스타일 모델과 기본 모델을 비교하여 Fine-tuning 결과와 모델 성능 향상을 평가한다. 최종적으로, 디자인 스타일 모델 기반 공간 시각화에 대한 생성 예시를 통해 모델 활용 방안을 모색한다.

2. 선행연구조사

2.1 딥러닝 기반 이미지 생성 AI

이미지 생성 AI는 딥러닝 아키텍처를 기반으로 하며, 특히 자연어 이해, 컴퓨터 비전, 이미지 처리, 데이터 생성, 예측 등 다양한 분야에서 활용 가능한 기술이다(Liu et al., 2021; Radford et al., 2021). 이 기술은 주어진 데이터나 정보를 기반으로 새로운 이미지 콘텐츠 또는 결과물을 생성하는

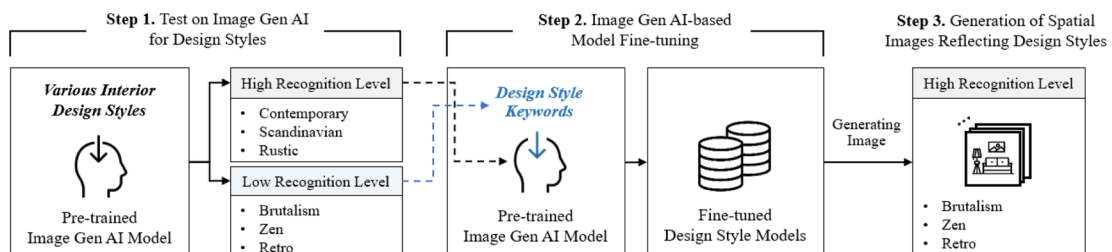


Fig. 1. Overview: Simplified process of fine-tuning various design style models using image-gen AI

데 사용되며, 이를 위해 이미지 생성 AI는 대규모 데이터로 사전 학습된 후, 특정 대상에 맞게 Fine-tuning 과정을 거친다. 학습 단계에서 이미지 생성 AI는 데이터를 기반으로 특징 및 패턴을 학습하고, 생성 단계에서는 이러한 학습된 정보를 활용하여 새로운 이미지 데이터를 생성한다. 이러한 과정은 전이학습의 한 예로 볼 수 있으며, 적은 양의 데이터로도 효과적인 생성 결과를 얻을 수 있다. 이미지 생성 AI는 이미지의 종류, 스타일, 색상 등과 같은 추가 조건을 학습하여 해당 조건에 부합하는 이미지를 생성할 수 있다. 이는 대상에 대한 광범위한 훈련의 필요성이 줄어들고 동시에 이미지의 스타일 변환, 이미지간 유사성 보장, 이미지 합성 등 다양한 활용을 가능하게 한다(Nichol et al., 2021).

이와 같은 이유로 최근 Midjourney (Oppenlaender, 2022), DALL-E 2(Ramesh et al., 2022), Stable Diffusion (SD) 등 다양한 이미지 생성 AI를 활용하여 시각적 콘텐츠 생성에 관한 응용 연구가 이루어지고 있다(Ramesh et al., 2021; Ramesh et al., 2022; Saharia et al., 2022; Rombach et al., 2022; Oppenlaender, 2022).

2.2 딥러닝 기반 실내디자인 스타일 모델 파인 튜닝

딥러닝 기반의 실내디자인 스타일 모델을 구현하고 활용하는 관련 선행 연구를 검토한 결과, 디자인 스타일에 대한 엄격한 정의 기준을 수립하려는 대신, 주로 스타일 감지와 분류를 중점적으로 연구가 이루어졌다(Hu et al., 2017; Kim et al., 2017; Kim & Lee, 2020). Table 1과 같이, Kim et al., 2017 및 Kim & Lee, 2020은 참조 이미지에서 스타일 정보를 확률적으로 감지하고 분류하기 위해 딥러닝 모델을 활용한 방법을 제안하였다. 또한, Wang & Cho, 2022 및 Jeong & Lee, 2023은 딥러닝 기반 이미지 생성 AI모델을 활용하여 실내디자인 스타일 이미지를 생성하는 테스트를 수행하였다.

이처럼 딥러닝 모델을 활용한 실내디자인 스타일에 대한 연구는 지속적으로 진행되어왔다. 그러나 실내디자인 스타일을 식별하는 모델이 구현되고 제안된 반면, 이미지 생성 AI를 활용한 연구는 주로 기본 모델을 사용한 이미지 생성에 중점을 두고 있다. 이와 같이 이미지 생성 AI를 활용한 연

구는 적용 가능성을 확인하는 초기 단계에 있으며, 실내디자인 스타일 시각화 모델을 구체적으로 구현하는 데에 대한 논의는 제한적이었다. 따라서 본 연구에서는 실내디자인 스타일을 기반으로 이미지 생성 AI 모델을 Fine-tuning하고 이를 통해 실내디자인 스타일 시각화 모델의 구현 및 활용을 위한 접근 방법을 탐구하고자 한다.

Table 1. Previous studies on the utilization of deep learning in the field of interior design

Prior Research	Utilized Model	Utilization Purpose
Jeong & Lee, 2023	Stable Diffusion	실내건축 디자인 스타일 기반 이미지 생성 테스트
Wang & Cho, 2022	Stable Diffusion, Disco Diffusion, DALL-E 2	주거 실내디자인 이미지 생성 테스트
Kim & Lee, 2020	VGG16 (CNN)	실내디자인 스타일 확률론적 탐지 및 분류
Kim et al., 2017	VGG (CNN)	실내디자인 스타일 이미지 자동 분류
Hu et al., 2017	VGG (CNN)	실내디자인 가구스타일 분류

3. 이미지 생성 AI 모델 테스트

3.1 이미지 생성 AI 플랫폼

이미지 생성AI의 생성 방식은 크게 두 가지로 나눌 수 있다: 텍스트-이미지(Txt2img) 및 이미지-이미지(Img2img) 방식이 있으며, 특히 텍스트로부터 이미지를 생성하는 방식에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다(Chang et al., 2023; Oppenlaender, 2022). 이러한 생성 방식을 기반으로 한 이미지 생성 AI 플랫폼은 대표적으로 DALL-E 2, Midjourney (Midjourney, 2023) 그리고 Stable Diffusion (SD)이 있으며, 각각은 독특하고 차별화된 이미지 생성 능력을 가지고 있으며 고유한 기술 속성, 장점 및 한계를 갖추고 있다. 본 연구에서는 사용자 인터페이스 및 사용성과 관련된 고려사항을 의도적으로 배제하면서 이러한 플랫폼에 내재된 생성 능력을 조사하고 비교 평가를 수행하였다.

DALL-E 2는 대규모 이미지 데이터셋으로 훈련

되어 상세하고 복잡한 이미지를 생성하는 데 우수한 능력을 보인다. 이미지와 관련된 텍스트 프롬프트에 기반하여 다양한 스타일과 특징을 갖는 이미지를 생성할 수 있다(Ramesh, 2021). 그러나 복잡성과 리소스 집약적 특성으로 인해 처리 시간이 길어질 수 있으며, 텍스트 프롬프트에 대한 높은 의존성으로 이미지 안정성과 일관성 측면에서는 미흡한 부분이 있을 수 있다.

Midjourney는 특정 시각적 스타일이나 예술적 미학에서 영감을 받아 이미지를 생성하는 데 우수한 능력을 보인다(Oppenlaender, 2022). 사용자는 원하는 이미지 스타일 선호에 맞게 조정한 후 해당 스타일을 반영하는 이미지를 생성할 수 있다. 하지만 예술적 표현이 강조되기 때문에 실제 사물이나 장면을 비교적 덜 정확하게 표현하는 결과가 나타날 수 있다.

SD는 이미지 생성 시 안정성과 정확성을 우선시하는 이미지 생성 AI 플랫폼이다(Rombach et al., 2022). 이미지 생성 과정에서 픽셀 값을 안정화하는 확산 기법을 사용하며, 이로 인해 잡음과 모호성이 최소화되고 일관성 있는 고품질 이미지를 생성할 수 있다. 또한, LLMs를 기반으로 하며 오픈 소스 플랫폼으로 제공되어 사용자들이 SD를 목적에 맞게 활용하기 용이하며 소스 코드의 공개

성은 사용자가 기본 알고리즘을 이해하고 수정 및 적용이 가능하다. 이로 인해 이미지 생성 결과를 확인하고 의도한 목적과 일치하는지 확인하고 개선할 수 있다(Sohn et al., 2023, Baldrati et al., 2023).

이처럼 각 플랫폼은 고유한 장점을 가지고 있지만, 특정한 제한 사항도 존재한다. 이를 고려하여 본 연구에서는 이미지 생성의 안정성, 정확성, 그리고 오픈 소스를 통한 특정 요구 사항 반영 가능성 측면에서 가장 우수한 성능을 나타내는 SD를 활용하여 연구를 수행하였다.

3.2 실내디자인 스타일이 반영된 공간 시각화 이미지 생성 테스트

SD의 Txt2img 생성 방식을 기반으로 25가지 실내디자인 스타일에 대한 이해도 평가를 위한 이미지 생성 테스트를 진행하였다. 25가지 디자인 스타일 선정은 이해도 평가 테스트의 목적에 부합하도록 스타일의 다양성 확보를 우선으로 선정되었으며 기준은 다음과 같다: 1. 다양성 확보(문화적, 지역적, 시대적 다양성), 2. 비교 가능성(스타일 간 비교 분석 가능한 시각적 특성 차이 유무), 3. 인기와 인식(대중적으로 인지도가 높은 스타일과 낮은 스타일). 이러한 기준을 바탕으로 각 스타일별 특징과 유사성을 고려하여 총 8가지 종류로 분류

Table 2. Categories of design styles selected for image generation testing

Category	Design Style	Characteristic
Foundational Styles	Rustic	Natural and raw materials, earthy colors, embracing a cozy and warm atmosphere, often using wood and stone
	Scandinavian	Simplicity, functionality, and minimalism with a focus on light colors, natural materials, and a balance between form and function
	Industrial	Features raw and unfinished look, exposed brick, metal, and concrete, often incorporating salvaged items and an open floor plan
Modern Styles	Modern	Clean lines, minimalism, a focus on function over form, neutral color palettes, and a mix of materials like glass, steel, and wood
	Contemporary	Reflects the current design trends, emphasizes comfort, neutral color palettes with bold accents, and often includes elements of other styles
Traditional Styles	Victorian	Elaborate and ornate, with dark woods, heavy drapes, rich colors, and intricate patterns
	Tudor	Emulates the medieval English architecture, characterized by dark wood paneling, exposed beams, and leaded glass windows
	French	Elegant and sophisticated, often includes ornate details, soft colors, and luxurious fabrics
	Neo-classic	Draws from classical architecture, featuring symmetry, order, and elegant details in design

Table 2. Continued

Category	Design Style	Characteristic
Distinct Styles	Bohemian	Free-spirited and artistic, characterized by a mix of patterns, textures, and unconventional decor pieces
	Art Nouveau	Characterized by organic and floral motifs, flowing lines, and intricate designs, often seen in architecture and decorative arts
	Maximalist	Embraces bold colors, patterns, and textures, often mixing different styles and eras in a vibrant, eclectic manner
	Kinfolk	Promotes slow living, natural materials, craftsmanship, and a focus on creating a warm and inviting home
Fusion Styles	Eclectic	Mixes various styles and eras, creating a unique and personalized look through a combination of different elements
	Junk	Repurposed and upcycled items, embracing a DIY and eclectic approach to design
Regional Styles	Mediterranean	Inspired by the coastal regions of Spain, Italy, and Greece, includes warm colors, earthy textures, and intricate patterns
	Oriental	Draws from Asian cultures, featuring clean lines, natural elements, and simplicity in design
	Shabby	Vintage and feminine, featuring distressed furniture, pastel colors, and a mix of elegance and comfort
	Provence	Reflects the charm of the French countryside, featuring light colors, rustic furniture, and natural textures
Themed Styles	Cottage core	Rustic and cozy, emphasizes a romanticized rural aesthetic, floral patterns, vintage fabrics, and natural elements
	Hygge	Focuses on coziness, comfort, and contentment, often includes warm lighting, soft textiles, and natural materials
Emerging Styles	Sustainable	Prioritizes environmentally friendly design, using recycled or renewable materials, and energy-efficient elements
	Retro	Inspired by trends from the past, vibrant colors, bold patterns, and unique, nostalgic furniture and decor items
	Zen	Minimalistic, balanced, and serene, incorporates natural elements, simple furniture, and a calming color palette as emphasized in Japan
	Brutalism	Emphasizes functional, stark, and imposing architectural structures with exposed concrete and geometric forms

Table 3. The uniform prompt template for design styles

Prompt	Positive	Negative
<i>SDP</i>	Target (Design Style), Space zoning (A living room), keyword elements, Finishing materials, Scene description, Floor-to-ceiling windows	Disorganized layout, Dull and uninspiring colors, Overwhelming patterns and textures
<i>VQP</i>	Photorealistic rendering, Highly detailed, Full shot, 8k, High-key lighting, Realistic shadows	Low quality, Pixelated textures, Bad proportions, Noisy, Blurry, Watermark, Awkward shadows

Table 4. Settings for image generation testing

Base Model	Sampling Method	Sampling Steps	CFG Scale	Resolution
SD v1.5	DPM+2M Karras	20	13	1024*512

하여 선정한 25가지 디자인 스타일은 Table 2와 같다(Pile, 1988; Speltz, 1994; Gates, 2014; Baty, 2017).

앞서 선정된 실내디자인 스타일을 바탕으로 이미지 생성 테스트를 수행하기 위해 각 디자인 스타일에 대한 텍스트 프롬프트 엔지니어링을 수행하였다. 이는 기본 모델이 텍스트 프롬프트를 기반으로 스타일을 추론하는 것을 방지하기 위한 것으로 사전 정의된 기준에 따라 스타일 관련 프롬프트를 간결하게 입력하여 최소한의 정보를 제공하였다. 입력된 텍스트 프롬프트는 긍정적인 측면과 부정적인 측면으로 분류되었으며, 이는 반사적인 측면과 비판사적인 측면을 나타낸다.







주요 내용은 Scene Description Prompt (SDP) 및 Visual Quality Prompt (VQP)로 체계적으로 구분되었다. SDP에는 실내 디자인과 관련된 사항들인 공간 구성(예를 들어, 거실), 스타일 상세 키워드, 그리고 마감재와 같은 정보가 포함되었고, VQP는 이미지의 시각적 품질 고려 사항을 모두 포함하고 있다. 이와 관련한 내용은 Table 3에 나타나 있으며, 이를 바탕으로 실제 이미지 생성을 위해 설정된 조건은 Table 4와 같다. 이미지 생성 작업은 평균적으로 장당 약 5초의 시간이 소요되었으며, 총 15,000장 이상의 이미지가 생성되었다.

3.3 실내디자인 스타일 기반 모델 파인튜닝 필요성

본 연구의 대상인 디자인 스타일은 질적인 특성으로 인해 개인의 관점에 따라 해석이 다양하여 정확한 정의를 내리기 어렵다. 다만, 주로 여러 디자인 사례에서 공통적으로 나타나는 시각적 특성에서 유래한다고 볼 수 있으며, 이 시각적 특성은 디자인 요소, 마감재, 색상 등을 포함하는 스타일 키워드로 표현될 수 있다. 이러한 이유로 다음과 같은 세 가지 기준으로 기본 모델의 25가지 실내 디자인 스타일에 대한 이해도 수준을 평가하였다: 1. 스타일 관련 키워드(색상, 분위기 등)에 대한 이해, 2. 스타일 관련 마감재 표현, 3. 대상 공간(거실)의 구성 및 가구 배치, 4. 이미지 품질 수준(해상도, 비율, 형태).

기본 모델은 대부분의 스타일에 대해 안정적인 생성 능력을 보이며 고품질의 이미지를 생성하는 것으로 나타났다. 그러나 새로운 스타일(Emerging Styles) 카테고리(Table 2 참조)에 해당하는

Table 5. Sample results of generated images categorized by recognition level

Recognition Level	Generated images (Design Style) (Space Zoning)	Quick review (Low / Moderate / High)
High	 Contemporary Living room	- Keyword and material matching: High - Fidelity of Space Zoning: High - Image Quality: High
	 Scandinavian Living room	- Keyword and material matching: High - Fidelity of Space Zoning: High - Image Quality: High
	 Rustic Living room	- Keyword and material matching: High - Fidelity of Space Zoning: High - Image Quality: High
Low	 Brutalism Living room	- Keyword and material matching: Low - Fidelity of Space Zoning: Low - Image Quality: Low
	 Zen Living room	- Keyword and material matching: Low - Fidelity of Space Zoning: Moderate - Image Quality: Moderate
	 Retro Living room	- Keyword and material matching: Moderate - Fidelity of Space Zoning: Low - Image Quality: Low

‘Brutalism, Zen’과 같은 인지도가 낮은 스타일이나 ‘Retro, Sustainable’과 같은 현재 트렌드를 반영하는 특정 스타일에 대한 이해도가 낮아, 해당 스타일로 인식하기 어려운 한정적인 표현 능력을 보였다. 이는 주어진 학습 데이터에 기반하여 결과를 생성하는 AI 모델의 성질에 기인하는 자연스러운 결과이다. Table 5에서는 실제 생성된 이미지의 이해도 수준에 따른 이미지 예시와 간략한 평

가를 보여준다. 이를 바탕으로 실내디자인 스타일에 대한 추가적인 Fine-tuning을 수행함으로써 사용자의 요구에 부합하는 데이터 생성이 가능함을 추론할 수 있다.

따라서 특정 스타일에 대한 이미지 생성 시 제한된 이해와 낮은 정확도를 해결하기 위해 Fine-tuning을 수행하였다.

4. 실내디자인 스타일 모델 파인튜닝

4.1 전반적인 모델 파인튜닝 프로세스

본 연구에서는 상대적으로 가장 이해도가 낮은 결과를 나타낸 Brutalism 스타일을 Fine-tuning 대상 중 하나로 선정하여 실내스타일 시각화 모델 구현 과정에 대해 서술하고자 한다. 또한 대상 공간은 주거 공간의 거실로 한정하였다.

Fine-tuning은 LoRA (Low-Rank Adaptation of Large Language Models) 방법론을 활용하여 진행하였으며, 이와 관련하여 본 연구에서 진행된 모델 Fine-tuning (FT) 프로세스는 다음 세 단계로 구성된다.

FT1) 데이터 준비 (전처리 포함): 대상 디자인 스타일에 부합하는 데이터를 준비하고 전처리하는 작업이 수행되었다. 이 과정에는 디자인 스타일 관련 참조 이미지 수집, 데이터 세트 정리 및 구성, 데이터 형식의 일관성 보장 등이 포함되었다.

FT2) 하이퍼파라미터 최적화: 모델의 하이퍼파

라미터를 최적화하여 이미지 생성 시, Fine-tuning 모델의 성능을 향상시키는 데 중점을 두었다. 이 과정에서는 더 나은 결과를 얻기 위해 학습률, 배치 크기, 네트워크 아키텍처와 같은 매개변수를 조정하는 작업이 수행되었다.

FT3) 훈련: 구축된 데이터셋과 최적화된 하이퍼파라미터를 사용하여 모델을 훈련하였다.

4.2 FT1) 데이터 준비

데이터 준비 단계에서는 훈련 데이터셋으로 두 가지 유형의 데이터가 필요하다. 이는 디자인스타일 참조 이미지와 각 이미지에 대한 정보를 제공하는 텍스트 주석이다. 본 연구에서는 데이터셋의 품질을 향상시키기 위해 전문 건축 및 실내디자인 관련 출처인 Archdaily, Home Living, Houzz 등에서 이미지 데이터를 추출하였다(Archdaily, 2023; Home Living, 2023; Houzz, 2023).

이미지 데이터 수집 기준은 다음 측면을 고려하여 수집하였다: 1. 공간(거실)을 바닥부터 천장까지 포함한 이미지, 2. 디자인 스타일(Brutalism)을 명확하게 정의한 범주의 이미지, 3. 디자인 스타일을 나타내는 이미지 내 해당 스타일을 명시적으로 표현하는 상세 키워드 요소가 포함된 이미지. 이미지 데이터를 수집한 후, 이미지 크기 조정과 같은 전처리 작업을 수행하였다. 전처리된 이미지에는 스타일에 대한 정확성을 높이기 위해 각 이미지에 대한 스타일 정보를 나타내는 텍스트 주석을 수동으로 추가하는 라벨링 작업을 수행하였다. 각 이미지 데이터와 텍스트 데이터는 일대일로 매핑되어 훈련 데이터셋으로 활용되었다. 이와 관련된 절차는 Fig. 3, 수집된 데이터셋의 예시는 Table 6과 같다.

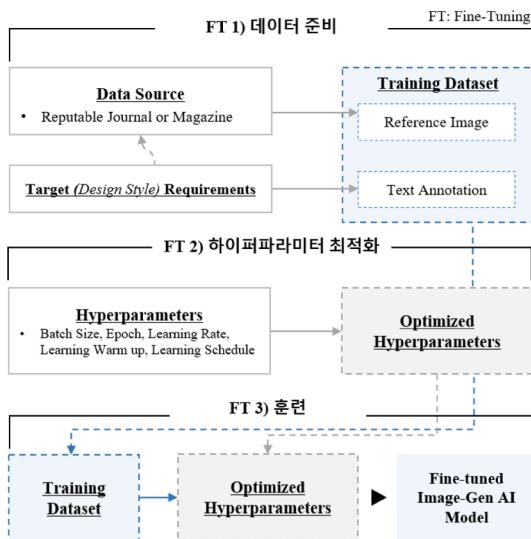


Fig. 2. Overall process of model Fine-tuning

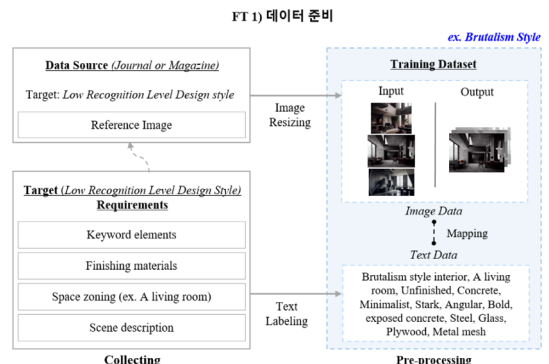



Fig. 3. Overview of FT 1) Data Preparation

Table 6. A sample training dataset (pairs of image data and text data): *Target* (e.g., Brutalism style), and Requirements

	Image Data	Text Data
Training Dataset		An interior in the <i>Brutalism style</i> , featured in a living room, is characterized by unfinished, concrete elements, minimalism, stark angles, bold design, exposed concrete, steel, glass, plywood, metal mesh, all within a monochrome color scheme

4.2 FT2) 하이퍼파라미터 최적화



하이퍼파라미터는 모델의 구조나 학습 과정을 제어하는 매개변수로, 이러한 값들을 최적화하는 과정을 통해 Fine-tuning 모델은 더 나은 성능을 발휘할 수 있다. 이는 최적의 조합을 찾는 데 반복적이고 소모적인 과정을 포함하지만 모델의 성능과 일반화 능력을 향상시키기 위해 매우 중요한 과정이다. 본 연구에서 사용된 LoRA 기반 Fine-tuning은 평균 제곱 오차(Mean Squared Error) 손실 함수를 활용하였으며, 해당 손실 함수는 이미지의 픽셀 값을 최소화하는 특징을 고려하여 생성 이미지와 훈련 데이터셋(원본) 이미지 간의 차이를 최소화하기 위해 선택되었다.

하이퍼파라미터에는 다양한 설정이 포함되지만, 본 연구에서는 훈련 배치 크기(Batch Size: 훈련 중 한 번에 처리되는 예제 수), 에포크(Epoch: 모델이 전체 데이터 집합을 훈련하는 횟수), 학습률(Learning Rate: 모델이 얼마나 빨리 학습하는지를 제어), 학습률 스케줄러(Learning Rate Scheduler: 학습률의 변화를 관리), 학습률 워밍업(Learning Rate Warm-up: 학습률을 처음에 서서히 높여 안정적인 최적화 프로세스와 부드러운 학습을 촉진)과 같은 매개변수를 최적화하는 데 초점을 맞추었다.

Fine-tuning 과정에서 발생한 H1(Superior) 및 H2(Inferior) 사례의 결과는 Table 7과 같으며 모델의 최종 품질은 다양한 기준 중 하나인 손실 값을 통해 평가되었다. 손실 값은 모델이 예측한 결과와 실제 결과 간의 차이를 나타낸다. H1과 H2의 최종 손실 값은 각각 0.02와 0.03이었으며, 이러한 값은 약 33.3% 차이를 보였는데, 이는 두 사례 간

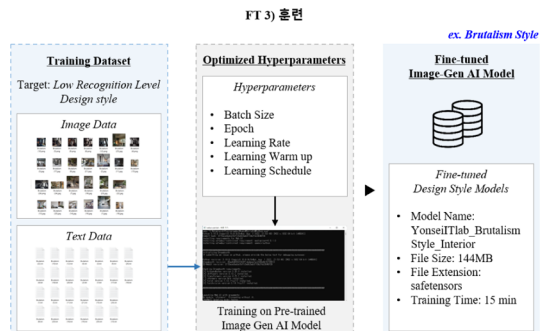
에 모델의 수렴 정도에 차이를 나타내며, 결과적으로 H1의 손실 값이 H2 보다 낮았다. 이는 H1 사례에서 모델이 더 우수한 성능을 보였음을 시사한다. 또한, 이러한 결과는 H1의 더 낮은 손실 값이 해당 데이터셋에 대해 모델의 일반화 능력이 더 좋다는 것을 보여준다.

Table 7. FT 2) Hyperparameter Optimization

		H1 (Superior)	H2 (Inferior)
Hyperparameters	Batch Size	2	1
	Epoch	150	100
	Learning Rate	0.0001	0.0001
	Lr Scheduler	Constant	Constant
	Lr Warm-up	10	10
	Model Weight	0.7	0.7
Input	Prompt (including training data)	Brutalism style, A living room, raw, bold, stark, unfinished, minimalism, exposed concrete, steel, glass, plywood, corten steel, polished concrete, monochrome color schemes, metal mesh	Brutalism style, A living room, clean lines, simplicity, smooth surfaces, glass, stainless steel, monochromatic color schemes
Output	Generated Image		

4.3 FT3) 훈련

훈련 단계에서는 타겟 디자인 스타일에 대한 요

**Fig. 4.** Overview of FT 3) Training

구사항을 기반으로 구축된 훈련 데이터셋과 최적화 과정을 거친 하이퍼파라미터 조합을 사용하여 모델을 훈련시켰다. 이 과정은 RTX A6000 GPU와 47.5GB의 메모리 용량을 갖춘 코럴 컴퓨터에서 진행되었으며, 훈련 시간은 20분 정도가 소요되었다. 모델 Fine-tuning이 완료된 후에는 144MB 크기의 LoRA 모델이 safetensors 형식으로 생성되었다.

5. 실내디자인 스타일 시각화 모델 평가 및 활용

5.1 실내디자인 스타일 모델 평가

제 4장의 과정을 통해 실내디자인 스타일 시각

화 모델을 생성하였으며, 이를 통해 해당 스타일에 대한 상세 키워드를 학습하였다. 이번 장에서는 기본 모델과 디자인 스타일 시각화 모델을 동일 조건으로 테스트하고 성능 향상을 평가하고자 한다. Table 8은 이에 따른 이미지 생성 결과를 나타내며, 두 가지 사례의 유일한 차이점은 본 연구에서 구현된 디자인 스타일 시각화 모델의 적용 유무이다.

비교 결과, Case A는 기본 모델로써 Brutalism 스타일의 특징 구현이 불가하고 가구 형태 및 공간 구성의 왜곡이 심한 반면에 Case B는 Fine-tuning 과정에서 학습된 Brutalism 스타일의 참조 이미지와 상세 키워드(Table 6 참조)를 바탕으로 unfinished, exposed concrete, stark angles, bold

Table 8. Qualitative Comparison of Image Generation using the Fine-tuned Models







		Case A		Case B	
Input	Space Zoning	A living room			
	Design Style	Brutalism Style			
	SDP	Brutalism style interior, A living room			
	VQP	Positive: Photorealistic rendering, Highly detailed, Full shot, 8k, High-key lighting, Realistic shadows			
		Negative: Low quality, Pixelated textures, Bad proportions, Noisy, Blurry, Watermark, Awkward shadows			
Model	-		YonseilTlab_Brutalism_Interior.safetensors		
Output	Generated Image				
	Quick Review	Evaluation Criteria	Level (Low/Moderate/High)	Evaluation Criteria	Level (Low/Moderate/High)
		Distortion of furniture and decor shapes	Low	Distortion of furniture and decor shapes	High
		Appropriateness of spatial furniture arrangement	Low	Appropriateness of spatial furniture arrangement	Moderate
		Distortion of the fundamental space structure	Low	Distortion of the fundamental space structure	High
		Incorporation of keywords and materials	Low	Incorporation of keywords and materials	High
		Image quality	Low	Image quality	High

Table 9. Test of Fine-tuned Models according to Weight

Case B			
Input	Space Zoning	A living room	
	Design Style	Brutalism Style	
	SDP	Brutalism style interior, A living room	
	VQP	Positive: Photorealistic rendering, Highly detailed, Full shot, 8k, High-key lighting, Realistic shadows	
		Negative: Low quality, Pixelated textures, Bad proportions, Noisy, Blurry, Watermark, Awkward shadows	
	Model	YonseiITLab_Brutalism_Interior.safetensors	
Output	Generated Images	Weight	
		0.3	0.6
		0.9	
			
Output	Generated Images		

design, steel, glass, plywood, metal mesh, all within a monochrome color scheme과 같은 상세 키워드를 효과적으로 표현하며 고품질 이미지를 생성하였다. 이는 정제된 훈련 데이터셋과 최적화된 하이퍼파라미터를 활용한 결과로써 이미지 내 가구 형태의 왜곡이 적고 안정감 있는 공간(거실) 구성과 함께 실제 사진과 같은 이미지 생성을 가능하게 하였다.

또한, 실내디자인 시각화 모델의 매개변수 가중치를 변경하여 이미지 생성 테스트를 수행하였다. Table 9는 다양한 가중치 매개변수를 사용하여 생성된 이미지를 보여준다. 이러한 가중치 매개변수는 Fine-tuning 모델이 최종 출력에 미치는 영향을 나타낸다. 예를 들어, 가중치(W) 0.1은 Fine-tuning 모델이 생성된 결과에 10%의 영향을 미친다는 것을 의미한다. Table 9와 같이 가중치가 높아질수록 Brutalism 스타일의 상세한 키워드 구현과 공간 구성이 더 밀도 있고 정확하게 표현되었다. 이로 인해 가중치가 높아질수록 모델이 이미지 생성에 미치는 영향이 더 크게 나타나는 것을

확인할 수 있었다.

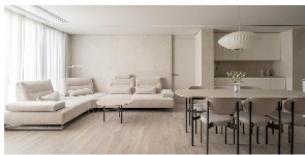

결과적으로 기존 모델에서는 낮은 이해 수준으로 인해 시각화가 어려웠던 디자인 스타일이 모델 Fine-tuning을 통해 높은 확률로 스타일의 특징이 반영되어 시각화 이미지가 생성될 수 있음을 확인할 수 있었다.

5.2 실내디자인 스타일 모델 활용 공간 시각화

본 장에서는 앞서 구현된 실내디자인 스타일 시각화 모델(Brutalism)을 활용하여 Img2img 생성 방식에 기반하여 공간 시각화 시연을 진행하였다. Img2img 기반 이미지 생성에서는 텍스트 프롬프트와 함께 추가적인 이미지가 제공되었다. 또한, SD 모델의 확장 모델 중 하나인 ControlNet을 활용하여 디자인 스타일 모델을 반영한 공간 시각화 이미지를 생성하였다. Table 10은 Img2img 기반 생성 이미지의 예시를 보여준다.

결과적으로, 이미지 내 공간 구성 및 가구의 윤곽선을 그대로 유지하면서 Brutalism 스타일이 반영된 공간 시각화 이미지가 생성됨을 확인할 수

Table 10. Image Generation based on Img2img using Fine-tuned Model

Case B		
Input	Space Zoning	A living room
	Design Style	Brutalism Style
	SDP	Brutalism style interior, A living room
	VQP	Positive: Photorealistic rendering, Highly detailed, Full shot, 8k, High-key lighting, Realistic shadows
		Negative: Low quality, Pixelated textures, Bad proportions, Noisy, Blurry, Watermark, Awkward shadows
	Model	YonseilTab_Brutalism_Interior.safetensors
	Image	 Korean-style apartment living room
Output	Generated Images	

있었다. 이는 향후 공간 리모델링 계획 시 이미지만으로 실내스타일을 반영하여 다양한 디자인 스타일 옵션을 빠르게 시각화하는데 용이할 것으로 사료된다.

6. 결 론

본 연구에서는 이미지 생성 AI를 활용하여 실내 디자인 스타일을 반영한 공간 시각화 이미지를 생

성하는 방법을 조사하였다. 연구 과정에서는 총 25가지 실내디자인 스타일에 대한 인식 수준 평가를 진행하였으며, Fine-tuning 대상 중 하나로 선정된 Brutalism 스타일의 상세 키워드를 바탕으로 디자인 스타일 시각화 모델을 구현하고 성능 평가를 진행하였다.

연구에서 구현된 디자인 스타일 모델은 해당 스타일의 특징을 효과적으로 학습하며, 스타일에 대한 시각적인 특성을 정교하게 구현할 수 있는 능력을 보여주었다. 이 모델은 기본 모델과의 비교 분석을 통해 높은 확률로 해당 스타일의 특징을 담은 시각화가 가능함을 확인할 수 있었으며, 이를 통해 실내디자인 스타일에 대한 추가적인 Fine-tuning을 수행함으로써 사용자의 요구에 부합하는 공간을 효과적으로 시각화할 수 있는 능력을 입증하였다. 더불어, 이 연구의 접근 방식은 이미지 생성 AI가 다양한 분야에서 활용될 수 있는 잠재력을 보여주며, 향후 다른 연구 및 응용 분야에서의 적용 가능성을 제시하였다.

최종적으로, 본 연구는 실내디자인 스타일과 이미지 생성 AI의 융합을 통해 시각적인 디자인을 더 다양하고 효과적으로 표현할 수 있는 가능성을 제시하며, 이미지 생성 AI가 사용자 중심의 디자인 및 시각화 작업을 위한 유용한 도구로 기여할 것을 기대하는 바이다.

감사의 글

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MIST) (No. NRF-2022R1A2C1093310).

References

1. Archdaily, 2023, Architectural Trend. <https://www.archdaily.com/>
2. Baldrati, A., Morelli, D., Cartella, G., Cornia, M., Bertini, M. and Cucchiara, R., 2023, Multimodal Garment Designer: Human-Centric Latent Diffusion Models for Fashion Image Editing. *arXiv preprint arXiv:2304.02051*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.02051>
3. Baty, P., 2017, The Anatomy of Colour: The Story of Heritage Paints and Pigments. *Thames & Hudson*.

4. Chang, H., Zhang, H., Barber, J., Maschinot, A.J., Lezama, J., Jiang, L., ... and Krishnan, D., 2023, Muse: Text-to-image Generation via Masked Generative Transformers. *arXiv preprint arXiv:2301.00704*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.00704>
5. Gates, E., 2014, Elements of Style: Designing a Home & a Life. Simon and Schuster.
6. Goldschmidt, G., 1998, Creative Architectural Design: Reference Versus Precedence. *Journal of Architectural and Planning Research*, pp.258-270.
7. Eckert, C. and Stacey, M., 2000, Sources of inspiration: A Language of Design. *Des. Stud.* 21, pp.523-538. [https://doi.org/10.1016/S0142-694X\(00\)00022-3](https://doi.org/10.1016/S0142-694X(00)00022-3)
8. Home Living., 2023, Tips for Stylish Home Decor. <https://www.homeliving.com>
9. Houzz, 2023, Interior Design Ideas. <https://www.houzz.com>
10. Hu, Z., Wen, Y., Liu, L., Jiang, J., Hong, R., Wang, M. and Yan, S., 2017, Visual Classification of Furniture Styles. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 8(5), pp.1-20. <https://doi.org/10.1145/3065951>
11. Jeong, H. and Lee, J.K., 2023, Study on the Applicability of Image Generation AI in Interior Architecture: Generating Images Based on Interior Design Styles. *Proceeding of Spring Annual Conference of KHA*, Jeju, Korea, 35(1), pp.247-250.
12. Kim, J. and Lee, J.K., 2020, Stochastic Detection of Interior Design Styles Using a Deep-Learning Model for Reference Images. *Appl. Sci.*, 10, 7299. <https://doi.org/10.3390/app10207299>
13. Kim, J., Kim, H. and Lee, J.K., 2017, Deep Learning-Based Automatic Classification of Interior Design Styles from Images. *Journal of the Korean Institute of Interior Design*, 19(3), pp.95-98.
14. Kim, K., Park, S., Lee, J. and Choo, J., 2023, Reference-based Image Composition with Sketch via Structure-aware Diffusion Model. *arXiv preprint arXiv:2304.09748*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.09748>
15. Kilmer, R. and Kilmer, W.O., 2014, *Designing Interiors*; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA, pp.17-24.
16. Liu, X., Andris, C., Huang, Z. and Rahimi, S., 2019, Inside 50,000 Living Rooms: An Assessment of Global Residential Ornamentation Using Transfer Learning. *EPJ Data Science*, 8(1), 4. <https://doi.org/10.1140/epjds/s13688-019-0182-z>
17. Nichol, A., Dhariwal, P., Ramesh, A., Shyam, P., Mishkin, P., McGrew, B., ... and Chen, M., 2021, Glide: Towards Photorealistic Image Generation and Editing with Text-guided Diffusion Models. *arXiv preprint arXiv:2112.10741*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.10741>
18. Midjourney, 2023, Midjourney (V5) [Text-to-image model]. <https://www.midjourney.com/>
19. Openlaender, J., 2022, The Creativity of Text-to-image Generation. In *Proceedings of the 25th International Academic Mindtrek Conference*. pp.192-202 <https://doi.org/10.1145/3569219.3569352>
20. Pile, J.F., 1988, Interior Design. *H.N. Abrams*.
21. Ramesh, A., Dhariwal, P., Nichol, A., Chu, C. and Chen, M., 2022, Hierarchical Text-conditional Image Generation with Clip Latents. *arXiv preprint arXiv:2204.06125*.
22. Ramesh, A., Pavlov, M., Goh, G., Gray, S., Voss, C., Radford, A., ... and Sutskever, I., 2021, Zero-shot Text-to-image Generation. In *International Conference on Machine Learning*, pp.8821-8831, PMLR.
23. 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*, pp.10684-10695.
24. Saharia, C., Chan, W., Saxena, S., Li, L., Whang, J., Denton, E.L., ... and Norouzi, M., 2022, Photorealistic Text-to-image Diffusion Models with Deep Language Understanding. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35, pp.36479-36494.
25. Speltz, A., 1994, Styles of Ornament: A collection of 4,000 Architectural Ornaments. Gramercy Books.
26. Sohn, K., Ruiz, N., Lee, K., Chin, D. C., Blok, I., Chang, H., ... & Krishnan, D., 2023, Style-Drop: Text-to-Image Generation in Any Style. *arXiv preprint arXiv:2306.00983*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.00983>
27. Wang, Z.Y. and Cho, J.Y., 2022, Status and Potentials of Image-Generator Artificial Intelligence System in Housing and Interior Design. *Proceeding of Spring Annual Conference of KHA*, 34(2), pp.241-242.



정 현

2017년 단국대학교 패션산업디자인
과 졸업

2023년~현재 연세대학교 실내건축
학과 석사과정

관심분야: BIM(Building Information
Modeling), 실내건축, 디자인컴
퓨팅

이메일: h.jeong@yonsei.ac.kr



이 진 국

2000년 연세대학교 실내건축학과
졸업

2003년 연세대학교 실내건축학과
석사

2010년 미국 Georgia Tech 건축
대학 Ph.D. 디자인컴퓨터 전공

2010년~2012년 미국 Georgia Tech
DBL(Digital Building Lab)
연구원

2018년~현재 연세대학교 실내건축
학과 교수

관심분야: BIM(Building Information
Modeling), CAAD, 디자인IT,
디자인컴퓨팅

이메일: leejinkook@yonsei.ac.kr