

이미지 생성형 AI 도구를 활용한 제품 디자인 개발 프레임워크에 관한 연구

Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, Adobe FireFly의 선행 연구 분석을 중심으로

A Study on Product Design Development Frameworks Utilizing Image-Generating AI Tools

Focused on an Analysis of Prior Research on Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, and Adobe FireFly

주 저 자 : 정영빈 (Jung, Young Bin) 국립금오공과대학교 산업공학과 박사과정

교 신 저 자 : 조성주 (Cho, Sung Joo) 국립금오공과대학교 산업·빅데이터공학부 교수
csj@kumoh.ac.kr

<https://doi.org/10.46248/kidrs.2026.1.623>

접수일 2026. 02. 19. / 심사완료일 2026. 02. 27. / 게재확정일 2026. 03. 09. / 게재일 2026. 03. 30.

이 연구는 국립금오공과대학교 대학 연구과제비(2024~2026)와 (2026)년도 교육부 및 경상북도의 재원으로 경북RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)-(지역성장 혁신LAB)의 결과입니다.(2026-rise-15-105)

Abstract

To overcome the limitation of output quality variance caused by single-AI reliance, this study proposes a multi-AI framework for product design based on the Double Diamond model. Analyzing prior research, Midjourney drives divergence in 'Discover' via aesthetic serendipity. DALL-E converges ideas into logical concepts in 'Define'. 'Develop' uses Stable Diffusion and Vizcom for strict CMF control. 'Deliver' utilizes Adobe Firefly to safely optimize outputs via seamless workflow integration. This theoretical framework maximizes human-AI synergy.

Keyword

이미지 생성형 AI(Image Generative AI), 제품 디자인(Product Design), 디자인 프로세스(Design Process), 사례 분석(Case Study)

요약

본 연구는 단일 이미지 생성형 AI에 의존할 경우 발생하는 결과물의 질적 편차 한계를 극복하고자 더블 다이아몬드 모델 기반의 '다중 이미지 생성형 AI 통합 프레임워크'를 제안한다. 선행연구를 심층 분석한 결과, '발견' 단계는 Midjourney의 심미적 우연성을 활용해 창의적 발산을 유도하고, '정의' 단계는 DALL-E의 프롬프트 충실도를 통해 추상적 아이디어를 논리적 컨셉으로 수렴한다. 이어 '개발' 단계는 Stable Diffusion과 Vizcom으로 형태 왜곡을 최소화하여 CMF 변수를 실험하며, '전달' 단계는 기존 워크플로우와의 통합성을 지닌 Adobe Firefly를 활용해 최종 산출물을 상업적으로 최적화한다. 본 연구는 선행연구 분석을 기반으로 한 이론적 프레임워크를 제공하여 인공지능과 디자이너 간 협업 시너지를 극대화하는 데 의의가 있다.

목차

1. 서론

- 1-1. 연구 배경
- 1-2. 연구 목적 및 방법

2. 이론적 배경

- 2-1. 생성형 AI의 기술적 진화와 디자인 패러다임의 변화
- 2-2. 주요 이미지 생성형 AI 도구별 특징 비교
 - 2-2-1. Midjourney
 - 2-2-2. DALL-E
 - 2-2-3. Stable Diffusion
 - 2-2-4. Vizcom
 - 2-2-5. Adobe Firefly

3. 이미지 생성형 AI 도구의 기술적 특성 및 디자인 프로세스 적합성 분석

- 3-1. Midjourney의 심미적 이미지 생성 및 발산적 특성
- 3-2. DALL-E의 자연어 처리 기반의 텍스트 투 이미지 정합성과 논리적 구현
- 3-3. Stable Diffusion & ControlNet을 활용한 조건부 제어와 구조적 변형
- 3-4. Vizcom의 조형 비례 유지와 CMF 렌더링
- 3-5. Adobe Firefly의 인페인팅(Inpainting) 기술 활용과 데이터셋의 상업적 안전성
- 3-6. 이미지 생성형 AI 도구의 프로세스 단계별 기능적 적합성 분석

4. 더블 다이아몬드 모델 기반 다중 이미지 생성형 AI 도구 활용 디자인 프로세스

- 4-1. 발견(Discover) 단계: Midjourney를 활용한 심미적 영감의 확산
- 4-2. 정의(Define) 단계: DALL-E를 통한 컨셉의 구체화
- 4-3. 개발(Develop) 단계: Vizcom과 Stable Diffusion을 통한 디자인 발산
- 4-4. 전달(Deliver) 단계: Adobe Firefly를 통한 최종 산출물의 최적화

1. 서론

1-1. 연구 배경

4차 산업혁명 시대에서 인공지능 기술은 인간만의 창작 영역으로 인식되었던 디자인 분야에서 혁신적인 패러다임 변화를 주도하고 있다. 특히 이미지 생성형 AI는 텍스트 또는 이미지 프롬프트를 기반으로 고품질의 제품 디자인 결과물을 도출함으로써, 디자이너의 아이디어 발상과 시각화 과정의 효율성 향상에 기여할 수 있는 기술로 주목받고 있다. 그중 디자인 활용률이 높은 Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, Adobe Firefly 등의 이미지 생성형 AI 도구들은 디자인 프로세스 전반에서 디자이너의 작업 효율성을 비약적으로 향상시키고 있다. 그러나 이미지 생성형 AI 도구는 학습 모델의 특성 차이로 인해 사용자가 동일한 프롬프트를 입력하더라도 각 도구별 산출하는 결과물의 유형과 품질에 차이를 보인다. 특히 제품 디자인 프로세스는 디자인 컨셉 정의, 조형 요소, 구조적 설계 그리고 외관 품질을 담당하는 CMF(Color, Material, Finishing) 단계로 구성되며, 다양한 변수들이 종합적으로 상호작용하는 선순환 구조를 통해 결과물을 도출한다. 이로 인해 단계별 이미지 생성형 AI 도구의 특성을 충분히 고려하지 않고 단일 도구에 의존할 경우, 도출된 결과물의 질적 수준에 차이가 발생하는 것은 자명하다. 또한 디자인 개발 과정에서 각 도구를 프로세스의 요구에 맞게 적절하게 활용할 수 있는 사용자와 그렇지 않은 사용자 간에는 결과물 완성도에서 유의미한 차이가 나타날 수 있다. 따라서 제품 디자인 전 개발 과정에서는 하나의 이미지 생성형 AI 도구에 의존하기보다는, 각 디자인 개발 단계의 요구사항에 적합한 도구를 전략적으로 선택 활용하는 것이 디자인 결과물의 완성도를 제고하는 데 중요하다. 따라서 본 연구는 제품 디자인 프로세

5. 결론

- 5-1. 연구의 요약 및 시사점
- 5-2. 연구의 한계 및 향후 과제

참고문헌

스를 더블 다이아몬드(Double Diamond) 모델 기반으로 분석하고, 단계별 최적화된 결과물을 도출할 수 있는 방안을 제안하고자 한다.

이를 위해 연구 대상은 현재 활용도가 높은 이미지 생성형 AI 도구인 Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, Adobe Firefly로 선정하였으며, 이를 바탕으로 이미지 생성형 AI 도구 선행 연구를 분석하여 다중 이미지 생성형 AI 도구의 장점을 디자인 프로세스의 요구사항에 맞게 효과적으로 활용할 수 있는 이론적 프레임워크를 제안하고자 한다.

1-2. 연구 목적 및 방법

본 연구의 목적은 최근 제품 디자인에 활용되는 이미지 생성형 AI 도구(Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, Adobe Firefly)의 장단점을 비교 분석하고 이들을 효과적으로 활용할 수 있는 프레임워크를 제안하는 것이다. 이를 바탕으로 제품 디자인 단계별로 최적화된 이미지 생성형 AI 도구를 도출하고, 더블 다이아몬드(Double Diamond) 모델에 적용하여 도구 활용의 효과성을 극대화하고자 한다. 최종적으로 본 연구는 이러한 분석을 기반으로, 다중 이미지 생성형 AI 도구를 활용한 제품 디자인 개발 프레임워크를 제안하는 것을 목표로 한다.

연구 방법은 다음과 같다.

첫째, 현재 제품 디자인 프로세스에서 활용도가 높은 Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, Adobe Firefly의 기술적 특성을 분석한다.

둘째, 이미지 생성형 AI 도구의 특성과 활용에 관한 선행 연구를 바탕으로, 각 도구가 제품 디자인 프로세스에서 가지는 장단점을 더블 다이아몬드(Double Diamond) 모델 기반으로 분석한다.

셋째, 분석 결과를 토대로, 다중 이미지 생성형 AI 도구를 사용자의 요구에 맞추어 효과적으로 활용할 수 있는 이론적 제품 디자인 개발 프레임워크를 제시한다.

2. 이론적 배경

2-1. 이미지 생성형 AI의 기술적 진화와 디자인 패러다임의 변화

초기 이미지 생성 기술은 규칙 기반 방식과 통계 모델에 의존하여 제한적인 형태의 이미지 생성에 머물렀다. 그러나 딥러닝 기술이 도입된 이후, 방대한 데이터를 학습한 생성 모델이 본격적으로 등장하면서 고해상도 이미지 생성과 복잡한 시각적 표현이 가능해지는 기술적 토대가 마련되었다.

2010년대 중반 이후 등장한 GAN(Generative Adversarial Network)은 이미지 생성 기술의 중요한 전환점으로 평가된다. GAN은 생성자(Generator)와 판별자(Discriminator) 간의 경쟁 이미지 학습 구조를 통해 실제 이미지와 유사한 결과물을 생성할 수 있게 함으로써 이미지의 형태적 완성도와 사실성을 크게 향상하는 계기가 되었다.

최근에는 확산 모델(Diffusion Model)을 기반으로 한 이미지 생성 기술이 주목받고 있다. 확산 모델은 이미지에 점진적으로 노이즈(Noise)를 추가한 뒤 다시 역으로 제거하며 새로운 이미지를 생성하는 방식으로 기존 생성 모델 대비 안정적인 학습과 높은 품질의 결과물을 제공한다. 이러한 특성으로 인해 복잡한 형태, 세밀한 질감, 정교한 색채 표현이 가능해졌으며, 텍스트 입력을 이미지로 변환하는 텍스트 투 이미지(Text to Image) 생성 기술의 핵심 기반으로 활용되고 있다. 또한 자연어 처리 기술과의 결합은 이미지 생성형 AI의 활용 범위를 크게 확장하였다. 대규모 언어 모델을 통해 사용자의 언어적 입력을 시각적 요소로 해석함으로써, 전문적인 디자인 툴 사용 경험이 없는 사용자도 직관적으로 이미지 생성을 수행할 수 있게 되었다.

이미지 생성형 AI 기술의 초기에는 디자이너가 주로 시각화 단계(아이디어 스케치 및 3D 렌더링)에서 활용하였으나, 현재는 아이디어 탐색과 창의적 발상 과정까지 폭넓게 효율적으로 활용되고 있다. 이러한 변화는 이미지 생성형 AI가 디자인 분야의 혁신을 촉진하는 기반이 되고 있다. 이러한 변화는

이미지 생성형 AI의 기술적 진화, 즉 생성 모델 구조의 고도화, 데이터 및 연산 환경의 발전, 그리고 자연어 처리 기술과의 융합을 통해 이루어졌다. 이로 인해 이미지 생성형 AI는 디자인을 포함한 다양한 창작 분야에서 활용 가능성을 지속적으로 확장시키는 핵심 요인으로 작용하고 있다.

2-2. 주요 이미지 생성형 AI 도구별 특징 비교

제품 디자인 프로세스에서 활용되는 이미지 생성형 AI 도구는 기반 학습 모델과 데이터셋 구성 방식에 따라 결과물의 특성이 달라진다. 이에 본 연구에서는 제품 디자인 각 단계에서 이미지 생성형 AI 도구에 대해 활용도가 높고 특징이 상이한 Midjourney, DALL-E, Stable Diffusion, Vizcom, Adobe Firefly를 중심으로 각 도구의 특성을 비교 분석하고자 한다.

2-2-1. Midjourney

Midjourney는 2022년 7월 12일 Midjourney사에서 출시된 이미지 생성형 AI 모델이다. 해당 모델의 기반 학습 구조는 공개되지 않은 독점 모델로, 구체적인 모델 구조는 비공개이지만, 방대한 예술 작품 중심의 데이터셋과 사용자 선호도를 반영한 반복적 업데이트를 통해 심미성이 높은 결과물을 생성하는 것으로 알려져 있다. 특히 Midjourney는 추상적인 프롬프트 입력에도 심미적이며, 회화적 완성도가 높은 이미지를 생성하는 특징을 가진다. 그러나 발산적 특성에 치우친 Midjourney는 프롬프트에 대한 구조적 통제력이 낮아 실제 제조 공정이나 부품의 결합 방식, 정밀한 비례 등을 고려한 현실적인 결과물을 도출하는 데에는 한계를 지닌다.

2-2-2. DALL-E

OpenAI의 DALL-E는 이미지 생성 모델의 학습 과정에서 고품질 이미지 캡셔닝(Image Captioning)을 도입하여 텍스트-이미지 쌍의 정합성을 크게 향상시킨 모델을 기반으로 한 도구이다. DALL-E는 학습 데이터의 텍스트 설명을 상세하고 구조화된 형태로 재구성하여 학습함으로써, 복잡한 문장 구조와 인과관계를 정확히 반영하는 높은 프롬프트 충실도를 가진다. 또한, ChatGPT와의 통합을 통해 사용자가 입력한 자연어 프롬프트를 지속적으로 보완하고 정교화할 수 있어, 논리적 관계를 요구하는 시각화

과업에서도 안정적인 결과를 제공할 수 있다. 하지만 이러한 텍스트 경합성에도 불구하고, DALL-E는 제품 표면의 미세한 텍스처(Micro-texture)를 사실적으로 렌더링하거나 지정된 치수 비율을 픽셀 단위로 정확히 유지하는 시각적 미세 제어 능력은 타 도구 대비 부족하다는 제약이 있다.

2-2-3. Stable Diffusion

Stable Diffusion은 독일의 Ludwig Maximilian University와 Stability AI가 공동 개발한 잠재 확산 모델(Latent Diffusion Model) 기반의 오픈소스 이미지 생성 도구이다. Zhang et al.(2023)은 텍스트만으로 제어하기 어려운 생성 이미지의 공간적 구조를 제어하기 위해, 사용자가 커스텀으로 결합할 수 있는 'ControlNet' 신경망 모듈을 제안하였다. 'ControlNet'은 엣지(Edge), 뎀스(Depth), 포즈(Pose) 정보 등을 조건(Condition)으로 입력받아 이미지의 구조적 요소를 정밀하게 제어하고, 이를 기반으로 이미지를 생성할 수 있다. 이러한 특성은 제품 디자인 개발 과정에서 조형이나 디테일을 유지하면서 색상, 소재, 마감만을 변화시키는 작업을 가능하게 한다는 장점을 가진다. 하지만, 노드 기반의 복잡한 인터페이스와 프롬프트 및 ControlNet 파라미터의 정밀한 조항 등 디자이너에게 높은 수준의 기술적 숙련도를 요구한다는 단점이 존재한다.



[그림 1] Stable Diffusion + ControlNet 이미지 생성¹⁾

2-2-4. Vizcom

Vizcom은 확산 모델 기반 이미지 생성 기술을 산업 디자인 분야에 특화하여, 사용자가 입력한 드로

1) Zhang, L., Rao, A., & Agrawala, M., 'Adding conditional control to text-to-image diffusion models', Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, pp. 3836-3847.

잉 이미지를 조건으로 인식하는 스케치 투 이미지(Sketch to Image) 방식에 최적화된 도구이다. 이를 통해 사용자는 스케치의 기하학적 형태와 비례를 유지한 채 렌더링을 수행할 수 있으며, 디자이너의 조형 의도를 왜곡을 최소화하여 시각화하는 데 중점을 둔다. 하지만 동시에 스케치에 의존하여 이미지를 생성하는 경향이 있기 때문에 높은 창의성을 요구하는 과업에서는 일부 제약이 있다.

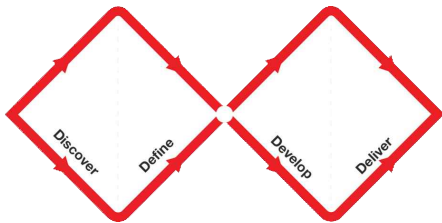
2-2-5. Adobe Firefly

Adobe Firefly는 저작권이 만료되었거나 라이선스가 확보된 Adobe Stock 및 개방형 콘텐츠를 학습 데이터로 활용하는 이미지 생성 모델 기반 도구이다. 특히 Adobe Firefly는 사용자가 이미지 중 특정 영역을 설정한 후, 해당 영역만을 주변 영역을 참고하여 생성하는 인페인팅(Inpainting)과, 사용자가 설정한 영역을 제외한 나머지 영역을 주변 정보에 기반하여 생성하는 아웃페인팅(Outpainting)에 장점이 있다. 이를 통해 기존 이미지의 특정 영역을 수정하거나 확장할 때, 주변 픽셀 정보와 조명, 텍스처의 맥락을 자연스럽게 유지할 수 있다. 반면, Firefly 내 협업 도구의 활용도가 낮다는 점 등이 단점으로 지적되고 있다.

3. 이미지 생성형 AI 도구의 기술적 특성 및 디자인 프로세스 적합성 분석

건축, 엔지니어링, 소프트웨어 등 다양한 분야에서 통용되는 디자인 프로세스 모델들을 분석한 Dubberly, H(2004)의 『How Do You Design?』 저서에 따르면 초기의 프로세스 모델들은 명확히 정의된 문제를 순차적으로 해결해 나가는 형태의 선형적 구조가 주를 이루었지만 과제가 복잡해지고 불확실성이 증대됨에 따라, 디자인 프로세스는 단순한 직선형 구조를 탈피하여 피드백 루프를 포함하는 비선형적이고 순환적인 모델로 발전해 왔다. 또한, 디자인 과정의 본질을 단순히 거시적인 단계의 연속이 아니라, 문제 공간을 해체하여 탐구하는 분석과 해결 공간을 조립하여 실체화하는 종합이라는 미시적인 인지 작용의 끊임없는 교차 주기로 해석된다. 이러한 맥락에서 영국 디자인 카운슬(Design Council)이 제안한 '더블 다이아몬드(Double Diamond)' 모델은 Dubberly, H가 강조한 분석과 종합의 인지적

교차 주기를 시각적이고 구조적으로 구현한 모델로 볼 수 있다. 더블 다이아몬드 모델은 전체 프로세스를 ‘문제 공간(Problem Space)’과 ‘해결 공간(Solution Space)’이라는 두 개의 거시적 축으로 나누고, 각 공간 내부에서 아이디어의 ‘확산(Divergence)’과 ‘수렴(Convergence)’이 일어나는 국면을 두 개의 다이아몬드 형태로 도식화한다. 이는 형태가 없는 추상적 개념을 발산적으로 탐색하는 사고와, 이를 바탕으로 구체적인 실체를 규정하고 최적화하는 수렴적 사고의 리듬을 명확히 표현한다.



[그림 2] 더블 다이아몬드 모델²⁾

더블 다이아몬드 모델은 디자인 과정을 발견(Discover), 정의(Define), 개발(Develop), 전달(Deliver)의 네 단계로 구조화하며, 문제를 확산적으로 탐색한 후 수렴적으로 정의하고, 다시 해결안을 확산적으로 생성한 뒤 최종 산출물로 수렴시키는 사고 흐름을 강조한다.

첫 번째, 발견 단계에서는 사용자, 맥락, 문제 상황에 대한 폭넓은 탐색을 통해 잠재적 이슈와 기회를 발굴한다.

두 번째, 정의 단계에서는 수집된 정보를 분석·종합하여 핵심 문제를 명확히 정의한다.

세 번째, 개발 단계에서는 다양한 아이디어와 해결안을 실험적으로 생성하고 확장한다.

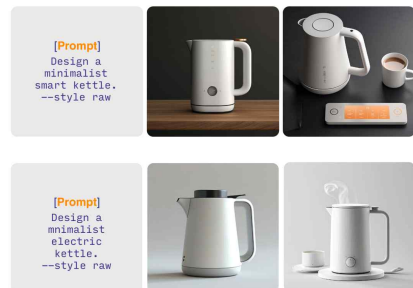
네 번째, 전달 단계에서는 앞선 단계들의 결과물을 바탕으로 최적의 결과물을 선정하고 구체화한다.

이를 기반으로 본 연구에서는 사용자, 맥락, 문제 상황에 대한 폭넓은 탐색을 통해 잠재적 이슈와 기회를 발굴하는 발견 단계, 수집된 정보들을 분석·종합하여 핵심 문제를 명확히 정의하는 단계, 다양한

아이디어와 해결안을 실험적으로 생성하고 확장하는 개발 단계, 그리고 최적의 결과물을 선정하고 디자인을 구체화하는 전달 단계에서 주요 이미지 생성형 AI 도구들의 효과적인 활용 가능성을 선행 연구를 바탕으로 더블 다이아몬드 모델의 네 단계별 특징을 고려하여 분석하고자 한다.

3-1. Midjourney의 심미적 이미지 생성 및 발산적 특성

Azzola, Figoli & Rampino(2025)는 제품 디자인 개발에서의 이미지 생성형 AI 도구 활용성을 검증하기 위해 ‘스마트 온도조절기’ 등 제품군에 대한 디자인 실험을 수행하였다. 연구진은 Midjourney와 같은 텍스트 기반 도구가 디자이너에게 우연성(Serendipity)을 제공하여 창의적 영감을 자극하는 ‘발산적 도구’로서의 가치를 지님을 시사하였다. 특히, 연구 결과에 따르면 Midjourney는 초기 아이디어 발상 단계에서 디자이너의 고착된 사고를 깨고, 예상치 못한 조형이나 재질감을 제안함으로써 ‘우연적 발견’의 기회를 제공하였다. 하지만 이미지 생성형 AI 도구의 변동성 있는 성능과 특정 디자인 맥락 내 적용에 대한 미묘한 이해 필요성 등 한계점도 드러났다.³⁾



[그림 3] Midjourney 온도조절기 디자인 실험

3-2. DALL-E의 자연어 처리 기반의 텍스트 투 이미지 정합성과 논리적 구현

이성남(2024)은 여주 도자 산업 종사자를 대상으로 수행한 연구에서, DALL-E가 ‘청자’, ‘이중 투각’ 등 구체적이고 전문성이 짙은 조형 언어를 정확히

2) designcouncil, The Double Diamond(2026.01.30.)
www.designcouncil.org.uk/our-resources/the-double-diamond/

3) Azzola, A., Figoli, F. A., & Rampino, L.,
『Generative AI in the Design Process: A Journey through Image Generation for Concept Ideation』,
FrancoAngeli, 2025, p.198.

시각화하여, 디자이너와 비전문가(클라이언트) 간의 의사소통 오류를 줄이는 매개체로 기능함을 실증하였다. 해당 연구에 따르면, 종사자들은 '청자', '백자', '이중 투각' 등 도자 공예 특유의 구체적인 조형 언어를 프롬프트로 입력함으로써, 시제품 제작 전 다양한 디자인 조합을 시뮬레이션할 수 있었다. 또한, 이미지 생성형 AI가 생성한 제품 이미지에 대한 고객의 피드백을 신속하게 수집하고 디자인에 반영함으로써 고객의 요구에 충족할 수 있는 신제품을 개발할 수 있다는 점에서 활용성 효과를 기대할 수 있었다.⁴⁾ 하지만 최종 양산을 위해서는 생성된 이미지의 미세한 텍스처나 구조적 디테일을 보완하는 후처리 과정이 요구되었다.



[그림 4] 텍스트 프롬프트 제어를 통한 도자 디자인 스타일 변수 사례

3-3. Stable Diffusion & ControlNet을 활용한 조 건부 제어와 구조적 변형



[그림 5] Stable Diffusion + ControlNet을 활용한 CMF 디자인 탐색

Du, Y., Liu, X., Cai, M., & Park, K.(2024)은 감성 공학, Stable Diffusion 그리고 ControlNet을 결합한 제품 디자인 프로세스를 제안하였다. 해당 연구는 가정용 수경 재배기 디자인 개발 과정을 통해 단순한 텍스트 프롬프트 입력 방식이 갖는 기존

4) 이성남, '여주도자기 제품디자인을 위한 이미지 생성 AI 활용성 평가', 한국공공디자인학회, 공공디자인연구, Vol.4, No.2, 2024, pp. 82-91.

이미지 생성형 AI가 생성한 이미지의 형태적 불확실성 문제를 지적하였다.

해당 연구진은 디자이너의 초기 아이디어 스케치를 입력하고 ControlNet을 활용하여 제품 디자인 요소들을 제어 조건으로 고정하였다. 특히, 제품 디자인 이미지의 기능적 구조와 비례는 유지하면서 프롬프트 변수만을 수정하여 소비자의 직관적 요구(예: 현대적, 친환경적)에 부합하는 다양한 CMF(Color, Material, Finish) 시안을 효율적으로 생성할 수 있음을 입증하였다. 특히, 제품 형태학과 수학적 모델을 결합하여 사용자의 감성적 요구와 제품 외관 간의 관계를 정량화하고 이 정보를 조건부 제어 변수로 활용하여 AI 이미지 생성 결과를 제한했으며 이 접근법은 합리적인 디자인 스케치를 생성할 뿐만 아니라 AI 생성 이미지의 불안정성과 부정확성을 크게 개선했다.⁵⁾반면, 오픈소스 자유도가 높은 Stable Diffusion의 특성상 노드 기반의 복잡한 인터페이스와 프롬프트 및 ControlNet 파라미터의 정밀한 조향 등 디자이너에게 높은 수준의 기술적 숙련도를 요구한다.

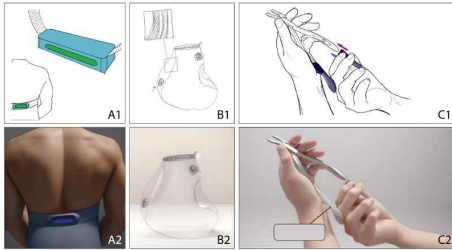
3-4. Vizcom의 조형 비례 유지와 CMF 렌더링

Bartlett, K. A., Mills, J. E., & Hagins, C. (2024)은 의료 기기 디자인 컨셉 평가 실험에서, Vizcom을 통해 디자이너가 그린 라인 스케치의 구조적 정보를 유지하면서도 스케치만으로는 전달하기 어려운 재질감과 조명 효과, 볼륨감을 즉각적으로 시각화함을 확인하였다. 해당 연구의 의료 기기 렌더링 실험은 Vizcom이 라인 스케치의 기하학적 구조를 엄격히 보존하면서도 재질감과 조명 효과를 즉각적으로 부여하여 재질을 사실적으로 표현하고 기기의 현실적 맥락을 제공하는 데 이점이 있음을 확인했다.⁶⁾이는 Stable Diffusion과 마찬가지로 구조적 일관성을 잃지 않고 디자인을 탐색하는 데 효과

5) Du, Y., Liu, X., Cai, M., & Park, K., 'A Product's Kansei Appearance Design Method Based on Conditional-Controlled AI Image Generation', MDPI, Sustainability, Vol.16, Issue.20, 2024, pp. 1-29.

6) Bartlett, K. A., Mills, J. E., & Hagins, C., 'Comparing understandability of hand sketches versus ai-generated renders for product design', Proceedings of the international conference on engineering and product design education (E&PDE 2024), 2024, pp. 199-204.

적인 도구임을 시사하였다. 반면, 초기 스케치에 대한 의존도가 극도로 높다는 한계를 지니기 때문에 사용자가 입력한 원본 스케치의 투시나 기하학적 비례에 오류가 있을 때, 생성형 AI가 이를 교정하지 못하고 구조적 결함을 그대로 반영하여 렌더링하는 한계가 있다.



[그림 6] Vizcom을 활용한 핸드 스케치 기반 렌더링

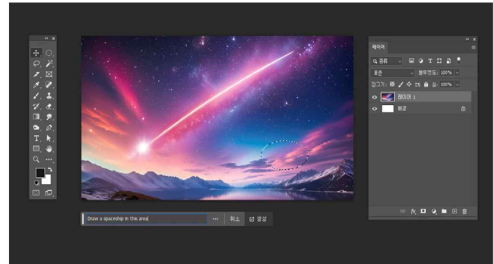
3-5. Adobe Firefly의 인페인팅(Inpainting) 기술 활용과 데이터셋의 상업적 안전성

양숙경과 김승인(2024)은 디자인 실무 환경에서 Adobe FireFly가 갖는 효용성을 실증적으로 검증하고자 디자인 전문가 집단을 대상으로 한 심층 인터뷰와 설문 조사를 통해, Adobe FireFly가 타 이미지 생성형 AI 도구와 차별화되는 핵심 요인이 '기존 그래픽 소프트웨어와의 워크플로우 통합'에 있음을 규명하였다.

연구 결과에 따르면, 대부분의 이미지 생성형 AI 도구가 별도의 플랫폼에서 이미지를 생성한 후 다시 그래픽 툴로 가져와야 하는 단절된 프로세스를 요구하는 반면, Adobe FireFly는 디자이너들의 기존 워크플로우에서의 Photoshop이나 Illustrator 내에서 '생성형 채우기(Generative Fill)'나 '텍스트를 벡터로 변환(Text to Vector Graphic)' 기능을 직접 구동함으로써 수정 및 보정 단계의 작업 시간을 획기적으로 단축했다. Adobe Firefly의 이미지 편집 기능은 사용자의 생산성 향상에 매우 효과적이며, 특히 이미지 편집을 주로 사용하는 사용자들 사이에서 높은 만족도를 보인다. 또한, 파이어플라이는 Adobe Stock의 라이선스가 확보된 데이터를 기반으로 학습

7) 양숙경, 김승인, '생성형 AI 파이어플라이 (Firefly) 프로그램을 활용한 어도비 (Adobe) 디자인 작업 효율성 증진 방안', 한국산업진흥협회, 산업진흥연구, Vol.9, No.4, 2024, pp.237-246.

되었다는 점을 들어, 기업 실무에서 가장 민감한 저작권 문제를 극복하는 이미지를 도출할 수 있다. 반면, Firefly 내 협업 툴의 활용도가 낮다는 점, 교육 및 사용자 경험 강화 필요성 등이 지적되었다.



[그림 7] Adobe Firefly 인터페이스

3-6. 이미지 생성형 AI 도구의 프로세스 단계별 기능적 적합성 분석

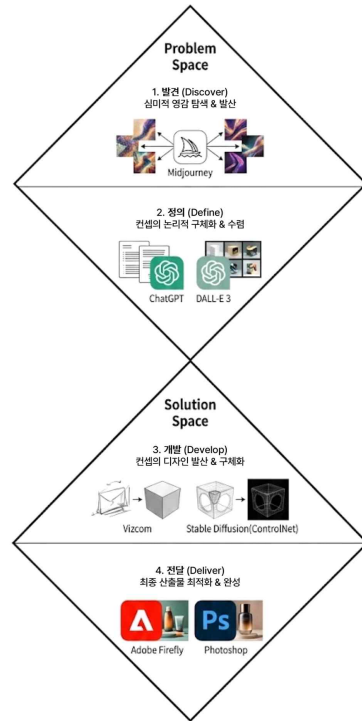
첫째, '발견' 단계는 문제 상황에 대한 다층적 탐색과 아이디어의 확산(Divergence)이 핵심적으로 요구되므로, 이 단계에서는 Midjourney가 적합하다. Azzola, Figoli & Rampino(2025)의 스마트 온도조절기 디자인 실험에서는 AI가 디자인 프로세스 초기 단계에서 개념 생성 촉진, 유연성, 협업 파트너 역할 수행 능력이 검증되었다. 하지만 이미지 생성형 AI 도구의 변동성 있는 성과와 특정 디자인 맥락 내 적용에 대한 미묘한 이해 필요성 등 한계점도 드러났기 때문에 이 단계에서는 시가 무작위로 제시하는 시각적 결과물을 영감의 원천으로 활용하되, 디자이너의 비판적 시각을 통해 프로젝트 맥락에 부합하는 아이디어를 선별하고 발전시키는 상호보완적 접근이 필수적이다.

둘째, 수집된 아이디어를 명료한 컨셉으로 구체화하는 '정의' 단계에서는 DALL-E가 적합하다. 이성남(2024)은 여주 도자 산업 종사자 대상 연구를 통해 DALL-E가 '청자', '이중 투각' 등 구체적이고 전문성이 깊은 조형 언어를 정확히 시각화하여, 디자이너와 비전문가(클라이언트) 간의 의사소통 오류를 줄이는 매개체로 기능함을 실증하였다. 하지만 최종 양산을 위해서는 생성된 이미지의 미세한 텍스처나 구조적 디테일을 보완하는 후처리 과정이 요구되기 때문에 결과적으로 DALL-E는 완벽한 최종 산출물을 내기보다는, 이해관계자 간의 합의를 이끄는 시각적 프로토타입으로서 기능하며, 이후 이어질 구체화 작업의 탄탄한 기준점을 제공한다는 데 의의가 있다.

셋째, 확정된 컨셉을 심화하고 다각적인 대안을 실험하는 '개발' 단계에서는 Stable Diffusion과 ControlNet의 결합, 혹은 Vizcom이 적합하다. 이 단계의 핵심은 '구조적 제어'에 있다. Du et al.(2024)의 가정용 수경 재배기 디자인 사례는 Stable Diffusion의 ControlNet을 활용하여 초기 스케치의 고유 비례와 외곽선을 고정된 상태에서 소비자의 직관적 요구(예: 현대적, 친환경적)에 맞춘 CMF(Color, Material, Finish)만을 다채롭게 변주하는 방법론의 실무적 타당성을 규명하였다. 오픈소스 자유도가 높은 노드 기반의 복잡한 인터페이스와 프롬프트 및 ControlNet 파라미터의 정밀한 조향 등 디자이너에게 높은 수준의 기술적 숙련도를 요구한다는 단점이 있지만 이러한 숙련도를 갖추고 나면, 디테일한 형상 수정, 그리고 최종 아웃풋의 정밀한 렌더링에 이르기까지 디자이너의 의도를 지속적 피드백을 통해 통제할 수 있다. Vizcom은 라인 스케치의 기하학적 구조를 엄격히 보존하면서도 재질감과 조명 효과를 극각적으로 부여하여 재질을 사실적으로 표현하고 기기의 현실적 맥락을 제공하는 데 일부 이점이 있음을 확인했지만 초기 스케치에 대한 의존도가 극도로 높다는 한계를 지니기 때문에 사용자가 입력한 원본 스케치의 투시나 기하학적 비례에 오류가 있을 때, 생성형 AI가 이를 교정하지 못하고 구조적 결함을 그대로 반영하여 렌더링하는 제약이 따른다. 결론적으로 Stable Diffusion과 Vizcom 모두 디자인 의도를 반영하는 구조적 제어의 지속적인 피드백을 통해 고도화된 디자인 시안을 도출하는 것이 중요하며 추후, 전달 단계에서 상업적 활용을 위해 이미지를 고도화하는 것이 요구된다.

넷째, 최종 결과물의 완성도를 극대화하고 상업적 활용을 도모하는 '전달' 단계에서는 Adobe Firefly가 적합하다. 양속경과 김승인(2024)은 디자인 전문가 대상의 실증 연구를 통해 Adobe Firefly가 Photoshop 등 기존 그래픽 소프트웨어 생태계와의 매끄러운 워크플로우 통합성(Generative Fill 등)을 바탕으로 디자인 수정 및 보정 작업 시간을 획기적으로 단축함을 규명하였다. Firefly 내 협업 툴의 활용도가 낮다는 점, 교육 및 사용자 경험 강화 필요성 등이 지적되었지만 향후 협업 환경이 고도화되고 실무자를 위한 사용 경험이 개선된다면, 디자이너들이 기존에 사용하던 Photoshop, Illustrator 도구와 통합이라는 큰 장점이 있기 때문에 디자인의 최종 전달 및 상업화 과정에서 핵심 도구로서 기능할 것이다.

4. 더블 다이아몬드 모델 기반 다중 이미지 생성형 AI 도구 활용 프레임워크



[그림 8] 더블 다이아몬드 모델 기반 다중 이미지 생성형 AI 도구 활용 프레임워크

본 장에서는 제3장에서 분석한 이미지 생성형 AI 도구별 기술적 특성과 더블 다이아몬드(Double Diamond) 모델의 단계별 분석 결과를 토대로, 각 단계에 최적화된 이미지 생성형 AI 도구를 다중으로 활용하는 이론적 프레임워크를 제안하고자 한다. 본 연구는 기존의 이미지 생성형 AI 도구에 대한 단일 의존 방식이 지니는 한계를 보완하고자 하였으며, 디자인 과정에서 나타나는 확장과 수렴의 반복적 특성에 따라 다중 이미지 생성형 AI 도구를 전략적으로 배치하고 각 도구의 특성을 극대화하는 방안을 모색하였다. 이를 통해 각 도구의 기술적 강점을 단계별로 효과적으로 활용함으로써 이미지 생성형 AI 활용성을 제고하고, 최종 결과물의 완성도를 향상시키는 것을 목적으로 하였다.

기존 선행 연구들은 이미지 생성형 AI 도구의 개별적 활용이나 성능 비교에 주로 초점을 두어, 디자인 프로세스 전반을 고려하여 각 도구들의 장점을

극대화하는 통합적 활용 전략에 대한 논의는 제한적이었다. 이에 본 연구는 더블 다이아몬드 모델을 기반으로 이미지 생성형 AI 도구의 단계별 역할과 조합을 통해 각 이미지 생성형 AI 도구의 장점을 극대화할 수 있는 이론적 프레임워크를 제안하고자 하였다.

4-1. 발견(Discover) 단계: Midjourney를 활용한 심미적 영감의 확산

프로세스의 첫 단계인 발견(Discover) 단계는 문제 상황에 대한 다층적 탐색과 브레인스토밍이 이루어지는 확산적 사고 구간이다. 이 단계에서는 구체적인 해결안을 도출하기보다는 디자이너의 상상력을 자극하고, 다양한 아이디어와 가능성을 폭넓게 탐색하는 데 목적이 있다.

본 연구는 Midjourney를 발견 단계의 핵심 도구로 제시하고자 한다. 3장에서 분석한 바와 같이, Midjourney가 생성하는 이미지는 조형적 독창성과 높은 심미성을 바탕으로 아이디어의 확산(Divergence)을 효과적으로 유도한다. 이는 Azzola, Figoli & Rampino(2025)의 스마트 온도조절기 디자인 실험에서도 실증된 바와 같이, AI가 디자인 초기 단계에서 '우연성(Serendipity)'을 개입시켜 개념 생성을 촉진하기 때문이다. 이러한 특성은 디자이너가 기존의 관습적 사고에서 벗어나도록 유도하며, 아이디어 탐색의 범위를 혁신적으로 확장하는 데 기여한다.

이 단계에서 디자이너는 Midjourney를 다양한 스타일과 분위기의 무드보드(Moodboard)를 구축하기 위한 도구로 활용하며, 이를 통해 시각적 자극을 기반으로 한 브레인스토밍을 수행한다.

다만, 선행 연구에서 지적되었듯, 이미지 생성형 AI 도구 특유의 변동성 있는 성능과 특정 디자인 맥락에 대한 미묘한 이해가 부족하다는 점은 한계로 작용한다. 따라서 발견 단계에서의 Midjourney 활용은 정합성이 높은 최종 결과물을 도출하려는 목적보다는, 확산적 사고를 촉진하는 '발산적 영감의 매개체'로서 그 역할을 한정하여 활용하는 것이 타당하다.

4-2. 정의(Define) 단계: DALL-E를 통한 컨셉의 구체화

정의(Define) 단계는 이전 발견(Discover) 단계

에서 수집된 모호하고 파편화된 영감들을 분석하여, 해결해야 할 핵심 문제를 규정하고 디자인 컨셉을 명확한 언어로 수렴시키는 과정이다. 일반적으로 이미지 생성형 AI는 확산적 아이디어 도출 도구로 인식되나, 본 연구는 DALL-E가 지닌 고유한 '자연어 처리 기반 프롬프트 충실도'가 추상적 아이디어를 논리적 디자인 기획안으로 수렴시키는 데 최적화되어 있음에 집중하였다.

발견 단계에서 Midjourney 등을 통해 도출된 이미지들은 심미성은 높으나 디자이너의 정확한 기획 의도를 반영하기는 어렵다. 이와 달리 DALL-E는 구조화된 텍스트 캡싱 학습 방식을 통해 복잡한 문장의 인과관계와 구체적인 명사(예: 특정 재질, 부품의 배치, 결합 방식 등)를 시각적으로 정확히 표현하여 컨셉을 시각화하는 데에 탁월한 성능을 보인다. 선행 연구에서도 실증된 바와 같이, DALL-E는 '청자', '이중 투각' 등 구체적이고 전문성이 깊은 조형 언어를 시각화함으로써 디자이너와 비전문가 간의 의사소통 오류를 줄이는 매개체로 기능한다.

따라서 본 프로세스의 정의 단계에서 DALL-E는 무작위적인 이미지를 생성하여 아이디어를 발산하는 도구라기보다는 기획자, 디자이너, 클라이언트 등 다양한 이해관계자가 합의할 수 있도록 모호한 아이디어를 컨셉으로 수렴하여 표현하는 도구로서의 역할을 수행한다.

다만, DALL-E가 생성한 이미지는 컨셉 전달을 위한 텍스트 정합성은 높지만, 최종 양산을 위한 미세한 표면 텍스처나 정밀한 치수 기반의 비례감까지 완벽하게 구현하기에는 기술적 한계가 존재한다. 즉, 구조적 디테일을 보완하는 필수적인 후처리 과정이 요구된다. 그러므로 DALL-E를 통해 확립된 논리적 컨셉 이미지는, 이어지는 개발(Develop) 단계에서 구조적 제어가 가능한 Stable Diffusion이나 Vizcom으로 이관되어 디자인의 형태적 정밀도를 보완하는 과정으로 연계되어야 한다.

4-3. 개발(Develop) 단계: Vizcom과 Stable Diffusion을 통한 디자인 발산

본 단계는 정의(Define) 단계에서 도출된 컨셉을 양산 가능한 물리적 형태로 구체화하고, 최적의 조형(Form)과 CMF(Color, Material, Finish)를 탐색하기 위해 반복적으로 실험하는 두 번째 확산적 사고 단계이다. 이 단계에서 이미지 생성형 AI 도구 활용의 핵심은 정의 단계에서 확립된 핵심 컨셉을

유지하면서 조형, 디테일, CMF 등 다양한 디자인 변수를 체계적으로 테스트하고 시각화하는 '구조적 제어'에 있다.

이를 위해 과업의 특성과 디자이너의 의도에 따라 Vizcom과 Stable Diffusion을 선택적으로 활용하는 것이 가장 효과적인 접근 방안이다.

먼저, 디자이너가 확립한 아이디어 스케치를 기반으로 직관적이고 신속한 시각화를 원할 경우에는 Vizcom을 활용한다. Bartlett et al.(2024)의 의료 기기 렌더링 실험에서도 확인되었듯, Vizcom은 2D 라인 스케치의 기하학적 구조를 유지하면서도 재질감과 조명 효과를 즉각적으로 부여하여 사실적인 렌더링을 도출하는 데 강점이 있다. 하지만 초기 스케치에 대한 의존도가 극도로 높다는 명확한 한계를 지닌다. 즉, 사용자가 입력한 원본 스케치의 투시나 기하학적 비례에 오류가 있을 경우, 생성형 AI가 이를 교정하지 못하고 구조적 결함을 그대로 반영하여 렌더링하는 제약이 따른다.

반면, 이미 확정된 구조를 기반으로 정밀한 변형이나 세부 조정이 요구되는 경우에는 Stable Diffusion과 ControlNet의 결합이 적합하다. Du et al.(2024)의 가정용 수경 재배기 디자인 사례가 입증하듯, ControlNet을 활용하면 초기 스케치의 고유 비례와 외곽선을 고정된 상태에서 소비자의 직관적 요구(예: 현대적, 친환경적)에 맞춘 CMF만을 다채롭게 변주할 수 있다. 이는 제품 형태학과 수학적 모델을 결합해 조건부 제어 변수를 설정함으로써 AI 생성 이미지 특유의 불안정성과 부정확성을 크게 개선한다. 그러나 노드 기반의 복잡한 인터페이스와 프롬프트 및 ControlNet 파라미터의 정밀한 조향 등 디자이너에게 높은 수준의 기술적 숙련도를 요구한다는 단점이 존재한다.

결과적으로, 디자이너는 요구되는 정밀도와 작업 상황에 따라 각 도구의 장단점을 고려하여 최적의 도구를 선택함으로써, 확립된 컨셉을 유지한 채 다양한 디자인 대안을 효과적으로 도출할 수 있다.

4-4. 전달(Deliver) 단계: Adobe Firefly를 통한 최종 산출물의 최적화

마지막 단계는 확정된 디자인을 최종 결과물로 정교화하고 제품 개발에서 즉시 활용 가능하도록 완성하는 수렴적 사고 단계이다. 이 단계에서는 결과물의 심미적 완성도뿐만 아니라, 상업적 활용을 위

한 이미지 최적화가 주된 목적이다.

본 연구에서는 이러한 최종 마무리 단계에서 Adobe Firefly를 활용하는 방안을 제안한다. 선행 연구에 따르면, Adobe Firefly는 Adobe Photoshop 등 기존 그래픽 소프트웨어 생태계와의 매끄러운 워크플로우 통합성을 바탕으로 디자인 수정 및 보정 작업 시간을 획기적으로 단축시킨다. 개발 단계에서 도출된 렌더링 이미지의 미세한 노이즈나 부자연스러운 부분은 '인페인팅(Inpainting)' 기능으로 정교하게 수정되며, '아웃페인팅(Outpainting)'을 통해 배경을 확장하거나 고해상도 텍스처를 합성할 수도 있다. 무엇보다 저작권 문제가 해결된 학습 데이터를 기반으로 이미지를 생성하므로, 디자이너는 저작권 침해의 위험 없이 최종 산출물을 마케팅 자료나 설계 데이터로 안전하게 이관(Handoff)할 수 있다는 것이 가장 큰 장점이다.

다만, Firefly 내 협업 툴의 활용도가 상대적으로 낮으며, 사용자를 위한 교육 및 경험 강화가 필요하다는 점은 개선되어야 할 과제로 지적된다. 그럼에도 불구하고, 도출된 결과물을 즉시 비즈니스 환경에 적용 가능한 최적화된 형태로 마무리하고 디자이너의 생산성을 극대화하는 데 있어 Adobe Firefly는 전달 단계에 가장 부합하는 실효성 있는 도구라 할 수 있다.

5. 결론

본 연구는 이미지 생성형 AI 도구들이 지닌 고유한 기술적 특성과 활용성을 분석하고, 이를 더블 다이아몬드 디자인 프로세스 모델에 적절하게 활용하기 위한 다중 이미지 생성형 AI 활용 프레임워크를 제안하였다.

인공지능 기술의 급격한 발전 속에서, 단일 AI 도구의 무분별한 도입으로 인해 프로세스 효율성이 저하되고 결과물의 품질이 떨어지는 문제가 발생하고 있기 때문에 본 연구는 각 AI 도구를 디자인 프로세스 단계별 과업에 특화된 협업 도구로 재정의함으로써, 인간 디자이너와 인공지능 간의 효율적인 협업 모델을 구축하는 것을 목적으로 하였다. 또한, 이미지 생성형 AI 도구를 단계에 맞게 단순 배치하는 것이 아닌 단계별로 요구하는 핵심 요구사항에 맞게 과업을 수행할 수 있도록 하였다.

5-1. 연구의 요약 및 시사점

본 연구에서 제안하는 다중 이미지 생성형 AI 도구 활용 프레임워크는 더블 다이아몬드 모델의 확산과 수렴 주기에 따라, 각 단계에서 활용 가치가 높은 이미지 생성형 AI 도구를 전략적으로 배치하였다. 이를 통해 디자인 프로세스에서 이미지 생성형 AI의 다중 활용을 체계화하고, 각 도구의 효과적 활용을 극대화할 수 있는 점에서 학술적 의의를 가진다.

첫째, 발견(Discover) 및 정의(Define) 단계에서는 심미적 탐색과 논리적 구체화의 균형을 강조하였다. Midjourney를 통해 디자이너의 직관을 자극하는 우연적 영감을 수집하고 이를 다시 DALL-E를 통해 논리적인 기획안으로 수렴시키는 과정은 추상적인 아이디어가 구체적인 디자인 언어로 치환되는 초기 단계의 효율성을 극대화한다.

둘째, 개발(Develop) 단계에서는 과업의 성격에 따른 도구의 선택적 활용을 제안하였다. 신속한 시각화와 직관적인 검증이 필요할 때는 Vizcom을, 정밀한 구조 제어와 CMF 시뮬레이션이 요구될 때는 Stable Diffusion의 ControlNet을 선택적으로 활용함으로써, 디자이너는 구조적 조건을 유지하면서도 상황에 최적화된 방식으로 디자인 아이디어를 발전시킬 수 있다.

셋째, 전달(Deliver) 단계에서는 상업적 완성도와 실무 연계성을 확보하였다. Adobe Firefly를 활용하여 저작권 리스크를 해소하고 기존 워크플로우 내에서 결과물을 정교화함으로써 이미지 생성형 AI 산출물이 단순한 시안을 넘어 비즈니스에 적용 가능한 자산으로 연결될 수 있음을 확인하였다.

이는 이미지 생성형 AI가 디자인 프로세스의 각 단계에서 디자이너의 요구에 따라 아이디어를 보완하고 확장할 수 있는 강력한 협업 도구임을 시사한다.

5-2. 연구의 한계 및 향후 과제

본 연구는 관련 문헌과 기술적 특성 분석을 바탕으로 이론적 프레임워크를 도출하였으나, 다음과 같은 뚜렷한 한계를 지닌다.

첫째, 본 연구에서 제안한 다중 이미지 생성형 AI 통합 프레임워크는 이론적 수준의 탐색적 연구이며, 실제 디자인 실무 프로젝트나 에이전시 환경

에 투입하여 소요 시간 단축, 비용 절감, 산출물 평가 점수 등의 정량적 효용성을 실증 데이터로 검증하지 못했다.

둘째, 개별 이미지 생성형 AI 도구 학습 모델의 지속적인 업데이트로 인해 본 연구에서 규정한 도구별 한계점이나 성능 편차가 단기간에 변동될 가능성이 존재한다.

셋째, 주요 이미지 생성 모델로 연구 범위를 한정하여, 최근 부상하고 있는 3D 생성형 AI나 Text-to-Video 모델이 제품 디자인 프로세스에 미칠 잠재적 영향을 포괄하지 못했다.

따라서 향후 후속 연구에서는 본 연구가 제안한 이론적 프레임워크를 실제 제품 개발 환경에 적용하여, 전문가 및 비전문가 집단의 교차 평가를 수반하는 실증적 사례 연구(Case Study)가 엄밀하게 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

1. Azzola, A., Figoli, F. A., & Rampino, L., 『Generative AI in the Design Process: A Journey through Image Generation for Concept Ideation』, FrancoAngeli, 2025
2. Dubberly, H., 『How do you design?』, Dubberly Design Office, 2004
3. 양숙경, 김승인, ‘생성형 AI 파이어플라이(Firefly) 프로그램을 활용한 어도비(Adobe) 디자인 작업 효율성 증진 방안’, 한국산업진흥협회, Industry Promotion Research, 2024
4. 이성남, ‘여주도자기 제품디자인을 위한 이미지 생성 AI 활용성 평가’, 공공디자인연구, 2024
5. Bartlett, K. A., Mills, J. E., & Hagins, C., ‘Comparing understandability of hand sketches versus ai-generated renders for product design’, Proceedings of the international conference on engineering and

- product design education (E&PDE 2024), 2024
6. Brisco, R., Hay, L., & Dhimi, S., 'Prompting for products: investigating design space exploration strategies for text-to-image generative models', *Design Science*, 2023
 7. Du, Y., Liu, X., Cai, M., & Park, K., 'A Product's Kansei Appearance Design Method Based on Conditional-Controlled AI Image Generation', *Sustainability*, 2024
 8. Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P., 'Denoising diffusion probabilistic models', *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020
 9. Inie, N., & Dalsgaard, P., 'How interaction designers use tools to manage ideas', *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, 2020
 10. Oppenlaender, J., 'A Taxonomy of Prompt Modifiers for Text-to-Image Generation', *Proceedings of the 13th Creativity and Cognition*, 2022
 11. Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B., 'High-resolution image synthesis with latent diffusion models', *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2022
 12. Voynov, A., Aberman, K., & Cohen-Or, D., 'Sketch-guided text-to-image diffusion models', *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2023
 13. Zhang, L., Rao, A., & Agrawala, M., 'Adding conditional control to text-to-image diffusion models', *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2023
 14. www.designcouncil.org.uk
 15. openai.com