

생성형 AI 기반 시각적 자극을 활용한 패션 디자인 발상 경험과 창의성에 관한 탐색적 연구

정 경 희

전남대학교 의류학과 학술연구교수/생활과학연구소 연구원

An Exploratory Study on Fashion Design Ideation Experiences and Creativity Using Generative AI-Based Visual Stimuli

Kyunghee Chung

Academic Research Professor, Dept. of Clothing and Textiles, Chonnam National University/
Human Ecology Research Institute

(received date: 2026. 3. 16, revised date: 2026. 4. 22, accepted date: 2026. 6. 17)

ABSTRACT

The rapid development of generative AI technologies is creating new opportunities for design ideation and human-AI co-creation (HAIC) in the fashion industry. This study evaluated experiences associated with generating and utilizing generative AI-based visual stimuli in fashion design ideation and examined the characteristics of resulting creative outcomes. An exploratory mixed-methods approach was employed with 10 fashion design students who completed the same design task using Midjourney and Pinterest. Data were collected through design experiments, surveys, in-depth interviews, and expert evaluations. The findings indicated that generative AI-based visual stimuli functioned as interactive resources supporting cognitive exploration during ideation. Participants perceived generative AI as a useful tool for quick visualization and idea exploration, enabling the visual development of abstract concepts through simple prompt inputs. Participants also engaged in iterative processes of refining prompts, transforming images, and regenerating design ideas. Furthermore, survey and interview results showed positive evaluations for usability and perceived value, whereas predictability, communication satisfaction, and sense of accomplishment received lower ratings. Repetition and unpredictability in output emerged as key characteristics of the generative AI experience. Some participants regarded these features as obstacles, while others viewed them as opportunities for unexpected visual combinations and new design possibilities. Expert evaluations showed higher levels of design fixation in the Pinterest condition, whereas the generative AI condition demonstrated lower fixation levels and several highly creative cases. However, the median creativity scores were identical across conditions, suggesting that the creative advantages of generative AI should not be generalized. Additionally, differences between expert evaluations and participants' perceptions of creativity indicate that evaluative perspectives can lead to varying interpretations of creative outcomes. Overall, the findings indicate that generative AI and online curation platforms support fashion design ideation in different ways. Generative AI can complement existing visual reference resources by providing a supportive environment for iterative exploration during ideation. The findings highlight the importance of considering user experience alongside design outcomes in HAIC contexts.

이 논문은 2022년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2022S1A5B5A16051678).

Corresponding author : Kyunghee Chung E-mail: pinkdonald@jnu.ac.kr

Key words: artificial intelligence (인공 지능), creativity (창의성), fashion design (패션 디자인), visual stimuli (시각적 자극)

I. 서론

패션 디자인은 창의적인 발상을 수반하며 혁신적인 콘셉트와 미학을 자극하기 위해 시각적 영감에 의존한다. 디자이너들은 온라인 이미지, 잡지, 트렌드 예측 서비스 등 다양한 미디어로부터 시각적 자극(visual stimuli)을 받아왔다(Casakin & Goldschmidt, 1999). AI 기반의 고속 고품질 이미지 생성 기술은 디자이너가 실험적인 스타일과 구성을 시도하게 하는 새로운 시각적 자극을 제공하고 있다. 나아가 AI가 공동 창작자(co-creator)로 인식되면서 AI와의 협업을 통한 디자인도 창의적 접근법으로 주목받고 있다(Guo et al., 2023). 이는 단순히 도구적 활용을 넘어서 AI와의 상호작용을 기반으로 한 인간-AI 공동 창조(human - AI co-creation, 이하 HAIC) 모델을 의미한다. 이 모델에서 디자이너는 창작의 주체이자 알고리즘과 협업하는 조율자로서 문제 정의, 프롬프트 설계, 선택과 재구성 등 AI와의 반복적 상호작용을 통해 창작 방향을 구체화한다. AI는 디자이너의 의도를 해석하고 대안을 제시하며, 선택 및 수정 과정에서 협력적 파트너로 기능한다.

패션 디자인 영역에서의 AI와의 공동 창조 사례의 증가함에 따라 관련 연구들이 패션 디자인에서의 융합(Albishri & Almisbahi, 2024; Jin et al., 2024; Lee, 2022), 효율성과 창의성 증진 가능성, HAIC 모델 연구(Chung & Lee, 2023; Chung & Lee, 2024; Lee & Lee, 2021; Lee, 2020; Guo et al., 2023)를 중심으로 전개되었다. 이러한 연구들은 AI 생성물과 인간에 의한 창작물 비교, AI의 성능, 상호작용을 해 만들어내는 결과물과 협업 체계 등을 다루었지만, AI와의 공동 창의 과정 및 디자인 결과물에 미치는 영향 등에 관한 고찰은 미진하다. 특히 디자인 발상 단계에서 시각

적 자극은 디자이너의 개념화 방향을 결정짓는 핵심 기제로 디자인 인지(design cognition) 관점에서 AI 기반 이미지가 어떤 방식으로 시각적 자극으로 작용하며, 디자인 발상 과정에 반영되는지를 살펴볼 필요가 있다. 또한, 생성형 AI가 제공하는 시각적 자극의 영향을 생성 속도나 품질과 같은 효율성뿐만 아니라, 감성적 만족, 신뢰 및 가치 인지 등 디자이너가 상호작용 과정에서 겪는 HAIC 경험 측면에서 분석할 필요가 있다.

이에 본 연구는 패션 디자인 발상 단계에서 디자이너들이 생성형 AI를 통해 시각적 자극을 수집하고 활용하는 과정에서의 HAIC 경험을 탐색하고, 이를 토대로 도출된 패션 디자인 결과물의 창의성 특성을 함께 고찰하고자 한다. 특히 HAIC 경험과 창의성 간의 인과 관계에 대한 통계적 일반화나 검증보다 실제 패션 디자인 발상 맥락에서 사용자와 생성형 AI 간의 적합성 및 시각적 자극 경험의 인식 방식을 이해하는 데 초점이 있다. 이를 위해 발상 실험, 설문조사, 심층 인터뷰, 전문가 평가를 병행하는 탐색적 혼합 연구(mixed-methods study)를 수행하였다. 구체적으로 생성형 AI인 미드저니(Midjourney) 기반 시각적 자극과 온라인 큐레이션 플랫폼인 핀터레스트(Pinterest) 기반 시각적 자극을 활용하여 디자인 발상 실험을 수행하였다. 이후 설문조사와 심층 인터뷰를 통해 HAIC 경험을 분석하고, 전문가 평가를 통해 패션 디자인 결과물의 디자인 고찰과 창의성 수준을 검토하였다. 온라인 큐레이션 플랫폼 활용 조건은 생성형 AI 기반 시각적 자극 수집 및 활용 과정에서 나타나는 특성을 이해하기 위한 참조 조건으로 활용하였다. 이를 위한 구체적인 연구 문제는 다음과 같이 설정하였다.

- 연구 문제 1. 패션 디자이너들은 생성형 AI 기반 시각적 자극을 수집하고 활용하는 디자인 발상 과정에서 어떠한 탐색 전략을 보이는가?
- 연구 문제 2. 생성형 AI 기반 시각적 자극 수집 및 디자인 발상 과정에서 디자이너는 어떠한 HAIC 경험과 태도를 지니는가?
- 연구 문제 3. 생성형 AI 기반 시각적 자극을 활용한 디자인 결과는 디자인 고착 및 창의성 측면에서 어떠한 특성을 보이는가?

II. 이론적 배경

1. 패션 디자인의 HAIC와 사용자 경험

패션 디자인 분야에서 AI는 단순한 자동화 도구를 넘어, 인간과 시스템이 상호작용을 하며 창의성을 촉진하는 HAIC의 파트너로 부상하고 있다. AI는 시각적 자극 생성부터 변형, 시각화 및 구현 과정에서 워크플로를 최적화하여 효율성을 극대화한다(Griebel et al., 2020; Jiang et al., 2024). 또한 AI는 방대한 데이터를 토대로 인간의 인지적 한계를 초월한 혁신적인 시각적 조합과 스타일을 제안할 수 있고 생성된 이미지의 모호성은 디자인의 차별화와 창의적 영감을 자극하는 기제로 작용한다(Chung & Lee, 2024). 또한 AI는 디자이너의 작업 및 취향 데이터를 학습하거나 실시간 드로잉과 디테일 표현을 반영하여 개인 스타일을 토대로 새로운 변형을 탐색하도록 지원한다(Deng et al., 2024). 글로벌 패션 브랜드 및 교육 현장에서도 이러한 HAIC를 활용한 창의성 촉진 움직임이 활발하다. Robbie Barrat와 Acne Studios의 협업, AiDA 프로젝트, Field Skjellerup 컬렉션 등의 사례(Chung & Lee, 2023)에 발맞추어 FIT(Fashion Institute of Technology), LCF(London College of Fashion) 등의 글로벌 패션 교육기관 역시 생성형 AI 기반의 HAIC 실험 환경을 선제적으로 구축하고 있다(Choi, 2024). 이는 데이터 기반의 분석적

사고와 직관적 발상을 유기적으로 연계함으로써, 예비 디자이너들이 주도적으로 디자인 방향성을 탐색하고 다채로운 아이디어를 구체화하는 데 기여하고 있다(Rizzi & Vandi, 2023). 이처럼 패션 산업 전반에서 HAIC는 더 확장될 것으로 예상되기 때문에(Mazzone & Elgamal, 2019), 시스템의 기술적 완성도를 넘어 디자이너의 창의적 의도를 정확히 이해하고 패션 프로세스에 최적화된 사용자 중심의 HAIC 시스템 구축(Kim, 2024)과 같은 지속 가능한 혁신이 요구된다.

지속 가능한 패션 디자인 HAIC 시스템 구축을 위해서는 사용자 경험(user experience: 이하 UX) 관점에서의 평가가 요구된다. 디자인 도구의 UX 평가는 기능적 사용성을 넘어 인지적 부하를 줄이고 정서적 만족을 높이는 총체적 경험의 관점에서 이루어져야 한다. 관련 선행 연구에서 도출된 평가 항목을 정리하면 <Table 1>과 같다. Lund (2001)는 유용성, 사용 용이성, 학습 용이성, 만족도를 UX 평가의 척도로 제시한다. 한편, Albert & Tullis(2022)는 이러한 사용성 차원을 확장하여 시스템의 복잡성, 기능 통합성, 학습 속도, 일관성, 사용자 확신 등 실제 사용 맥락을 구체적으로 반영하는 평가 항목을 포함했다. 이러한 항목들은 시스템 사용 과정에서의 효율성과 학습 과정의 원활성, 기능 간 연결성과 같은 측면을 반영하는 지표로 활용된다. 지능형 사용자 인터페이스 연구에서는 적응성, 정확성, 예측 가능성, 상호작용 빈도, 과업 복잡성 등의 요소를 평가하여 사용자 행동 변화와 관련된 특성을 고려 대상으로 삼았다(Hartmann, 2009). 또한 사용자 신뢰와 관련하여 상호작용 통제, 개인정보 보호, 예측 가능성, 성능 등의 요소도 평가 기준으로 활용된다(Jameson, 2009). HAIC 연구에서는 의사 소통성, 친숙성, 편안함, 즐거움, 만족과 같은 정서적 경험 요소, 예측 및 통제 가능성을 협업 상황에서의 신뢰와 수용성을 설명하는 핵심 요인으로 제시한다(Oh et al., 2018). 마지막으로 생성형 AI 및 디자인 평가

연구에서는 표현력, 다양성, 정확성, 독창성과 같은 결과물의 품질 평가 요소와 심미성, 상징성, 조형성과 같은 디자인 속성이 평가 기준으로 나타난다(Kim, 2023; Park, 2024). 이는 UX 평가가 사용 과정에만 국한되지 않고 생성된 콘텐츠 자체의 가치와 경험적 의미까지 포함하는 방향으로 확장되고 있음을 시사한다.

이상의 선행 연구를 종합하면 패션 디자인에서의 HAIC 경험은 사용성, 감성적 만족, 생성물 품질, 신뢰성, 가치성으로 평가할 수 있다. 사용성은 시스템이 사용자의 목표 달성을 효율적으로 지원하는가에 대한 것으로 용이성, 통제 가능성, 일관성, 학습 부담의 최소화 등 사용자의 인지적 부담을 줄이고 작업 효율을 향상한다. 감성적 만족은

사용자의 정서적 반응과 주관적 만족 수준으로 즐거움, 편안함, 친숙성, 몰입감과 같은 요소를 포함하며, 기술 수용성을 높이고 창의적 사고를 촉진하는 요인으로 작용한다. 품질은 AI 생성 결과물의 시각적·창의적 완성도를 평가하는 차원으로, 심미성, 표현력, 독창성, 다양성 등 결과물이 디자인 의도를 효과적으로 전달하고 새로운 아이디어 탐색을 가능하게 하는지에 대한 여부를 판단하는 기준이다. 신뢰성은 AI 시스템이 안정적이고 예측할 수 있는 방식으로 작동하며 사용자가 결과를 신뢰할 수 있는 정도로 정확성, 예측 가능성, 투명성, 개인정보 보호와 같은 요소를 포함하며, 사용자 통제감 형성과 장기적 사용 의도에 영향을 미친다. 마지막으로 가치성은 생성된 이미지가 지니

〈Table 1〉 Overview of Evaluation Metrics Used in UX and AI-Driven Interface Research

Research Area	Author, Year	Evaluation Dimension	
UX	Lund, 2001	Usefulness	Effectiveness, Productivity, Utility, Control, Facilitation, Efficiency, Adequacy, Reliability
		Ease of use	Ease, Simplicity, Friendliness, Streamlining, Flexibility, Effortlessness, Intuitiveness, Consistency, Acceptability, Recoverability, Dependability
		Ease of learn	Learnability, Memorability, Clarity, Proficiency
		Satisfaction	Satisfaction, Advocacy, Enjoyment, Alignment, Excellence, Attachment, Pleasantness
	Albert & Tullis, 2022	Usability	Complexity, Ease of use, Integration of functions, Consistency, Speed of learning, Cumbersomeness, Awkwardness, Confidence,
		Learnability	Need for support, Need for prior learning
Intelligent User Interface	Hartmann, 2009	Presentation	Interaction design, Unobtrusiveness, Adaptivity, Spatial stability, Locality
		Competence	Few usage data, Changing user behavior, Accuracy, Predictability
		Trust	Controllable behavior, Intelligibility, Privacy, Interaction frequency, Task complexity, Average interaction costs
	Jameson, 2009	Switching, Teaching the system, Narrowing experience, Aesthetics & timing, User learning, Interaction control, Privacy, Predictability, Performance	
HAIC	Oh et al., 2018	Useful, Easy to use, Easy to learn, Effective, Efficient, Comfortable, Communicative, Friendly, Consistent, Fulfilling, Fun, Satisfying, Predictability, Comprehensibility, Controllability	
AI Design	Kim, 2023	Generated image	Expressiveness, Diversity, Accuracy, Excellence, Distinctiveness
		AI function	Lexical Consistency, Recognition, Algorithm, Feedback, Usefulness
	Park, 2024	Aesthetics, Efficiency, Functionality, Usability, Symbolism, Diversity, Formative quality	

는 활용 가능성을 평가하는 차원으로 상징성, 정체성 반영, 실용적 활용 가능성과 같은 요소를 포함한다.

이러한 사용자 경험은 시스템의 기능적 특성만이 아닌 사용자, 시스템, 과업 간의 유기적인 상호작용과 적합성에 의해 영향받을 수 있다. Dwivedi & Banerjee(2024)는 창의적 수행이 인간, 시스템, 과업 간의 상호작용뿐 아니라 이들 간의 적합성에 의해 영향받을 수 있다고 설명한다. 특히 과업-기술 적합성(task-technology fit) 이론에 따르면 시스템은 과업의 요구와 부합할 때 개인의 수행 성과를 향상할 수 있으며, 이는 시스템의 정보 품질, 접근성, 표현 방식, 사용 용이성과 같은 특성에 의해 결정된다(Goodhue & Thompson, 1995). 또한 창의적 시스템은 아이디어 생성과 탐색을 지원하는 방식에서 차이를 가지며, 특정 시스템은 특정 유형의 창의적 활동에 더 적합하게 작동할 수 있다(Nagasundaram & Bostrom, 1994). 따라서 생성형 AI 기반의 패션 디자인 환경을 성공적으로 구축하기 위해서는 디자이너의 과업 특성과 생성형 AI의 기술적 속성 간의 과업-기술 적합성 관점에서 HAIC 사용자 경험을 이해해야 한다. 이러한 적합성 양상을 분석하는 것은 디자이너의 탐색적 경험을 심화하고 창의적 수행 성과를 심층적으로 파악하기 위한 이론적 토대가 된다.

2. 시각적 자극과 창의성

창의적 디자인을 도출하기 위해서는 시각적 자극이 중요한 역할을 한다(Eckert & Stacey, 2000). 시각적 자극이 뇌의 특정 영역과 신경 네트워크를 활성화해 기존 지식과의 통합 및 재구성을 유도하기 때문이다(Yin et al., 2022). 즉, 디자이너는 시각적 자극을 매개로 내부적 사고를 외부화하여 구조화하며, 역으로 그 결과물로부터 새로운 영감을 얻는 상호적 인지 과정을 거친다. 디자인 인지 연구에서는 디자이너의 사고가 내적 사고만으로 이루어지는 것이 아니라, 스케치, 이미지, 시각적 자

극과의 상호작용을 통해 외재화, 재구성된다고 설명한다(Goldschmidt, 1991; Schön & Wiggins, 1992). 특히 디자인 과정에서 디자이너는 시각적 자극을 단순한 재현 대상으로 사용하지 않고 이를 반복적으로 해석하고 수정하면서 새로운 의미를 구성하는 반성적 대화 과정을 수행한다(Schön, 1983). 이러한 관점에서 디자인 사고는 고정된 문제 해결 과정이라기보다 시각적 자극과의 상호작용 속에서 지속적으로 의미가 형성되는 해석적 사고 과정으로 이해될 수 있다. Goldschmidt(1991)는 반복적 상호작용을 통해 새로운 형태와 의미를 발견하는 과정을 '관찰-수정-재관찰(seeing-moving-seeing)'의 순환 구조로 설명하였다. 이는 디자인 과정에서 시각적 자극이 참고 자료가 아니라 새로운 연상과 재해석을 유도하는 인지적 자극 요인으로 기능할 수 있음을 의미한다. Suwa & Tversky(1997)에 의하면 디자이너들은 시각적 표현 과정에서 예상하지 못했던 형태적 관계와 공간적 특성을 발견하면서 새로운 아이디어를 생성한다고 하였다. 이는 창의성이 외부 자극을 재해석하고 변형하는 과정에서 형성될 수 있음을 나타낸다.

시각적 자극의 표현 방식과 복잡도, 비예측성은 창의성의 유형에 따라 다른 영향을 미칠 수 있다(Goldschmidt & Smolkov, 2006). Gonçalves et al.(2016)은 디자이너들이 창의적 사고 촉진을 위해 다양한 유형의 시각적 자극을 활용하고 이를 통해 새로운 콘셉트 발굴 가능성을 확장한다고 하였다. 이와 관련해 자극 유형에 따른 창의성 촉진 효과가 연구되었는데 Sio et al.(2015)은 개념적으로 거리가 있거나 모호한 자극이 사고 패턴의 고착을 완화하고 확산적인 사고를 유도할 수 있다고 하였고, Saghafi & Aashraf ganjooie (2016)는 풍부하거나 모호한 자극 모두 창의성 증진에 기여하지만, 그 효과는 과업 성격과 디자이너의 해석 전략에 따라 다르게 나타난다고 하였다. 반면 Jang (2016)은 자극의 모호성과 협업적 상호작용이 결합할 때 창의성이 극대화된다고 하였다. 이는 디

자인 과정에서 시각적 자극이 단순 정보 제공을 넘어 사용자의 해석 전략과 인지적 탐색 과정에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다.

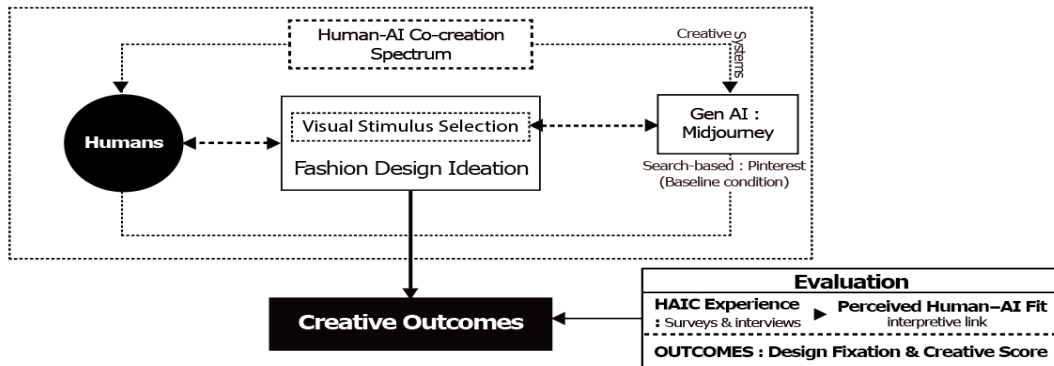
그러나 시각적 자극이 언제나 창의성에 긍정적인 기제로만 작용하는 것은 아니다. 새로운 아이디어를 구상하는 과정에서 시각 자극에 노출되는 것은 디자인 고착(design fixation)을 유발하는 원인이 되기도 한다(Linsey et al., 2010). 디자인 고착이란 디자이너가 제한된 아이디어나 특정 개념에 대한 과도한 의존으로 창의적 사고가 제한되는 현상을 말한다(Youmans & Arciszewski, 2014; Mohanani et al., 2019). 이러한 고착은 무의식적으로 발생하며 전문가와 초보 디자이너 모두에게서 나타나는 보편적 인지 편향이다(Linsey et al., 2010). 특히 개념 설계 단계에서 발생한 고착은 해결안의 초기 수렴을 초래하여 최종 디자인의 참신성을 저하하며, 혁신과 상충하는 문제로 이어진다(Youmans & Arciszewski, 2014). 따라서 도구의 효용성과 디자인 창의성을 이해하기 위해서는 자극이 유발하는 고착 양상도 함께 살펴볼 필요가 있다(Crilly & Cardoso, 2017).

이상의 시각적 자극과 디자인 인지의 관계는 최근 생성형 AI 환경에서 더 확장된 형태로 나타나고 있다. 생성형 AI 사용자는 프롬프트 입력, 결과 확인, 해석, 수정 및 재생성 과정을 반복하면서 자신의 의도를 지속적으로 의도를 정교화하는데, 이는 사용자와 시스템 간의 반복적 탐색 및 상호작용 과정으로 이해될 수 있다(Dove et al., 2017; Oh et al., 2018). 기존의 온라인 큐레이션 플랫폼이 이미 존재하는 시각 자료를 검색·선별하고 이를 조직화하는 방식으로 시각적 자극을 제공한다면(Scolere & Humphreys, 2016), 생성형 AI는 새로운 이미지를 생성하고 반복적인 수정과 재생성을 통해 시각적 탐색을 지원하는 것이다. 생성형 AI 기반 이미지는 비예측적 조합과 모호한 시각 구조를 포함할 수 있으며, 이러한 특성은 사용자의 기존 사고 틀을 완화하거나 새로운 시각

적 재해석을 유도할 가능성이 있다(Maher, 2012). 반면 생성 결과의 반복성이나 통제의 어려움은 인지적 부담이나 디자인 고착으로 이어질 수도 있다(Bilda & Gero, 2005; Mohanani et al., 2019). 즉, 두 유형의 도구는 모두 디자인 인지 과정에서 시각적 자극 탐색 시스템으로 기능하지만, 자극의 획득 방식과 탐색 경로, 시각적 자극의 특성에서 차이를 보이며, 이러한 차이는 디자인 발상 과정과 창의성 및 디자인 고착 양상에도 다른 방식으로 작용할 가능성이 있다. 이에 본 연구에서는 생성형 AI 기반 시각적 자극 수집 및 활용 경험을 시각적 자극의 선택·해석·재구성을 포함하는 디자인 인지 과정으로 이해하고자 한다. 또한 온라인 큐레이션 플랫폼 활용 조건을 생성형 AI 기반 시각적 자극 활용 특성을 해석하기 위한 참조 조건으로 활용하여 패션 디자인 발상 과정에서 나타나는 사용자 경험과 창의성의 특성을 탐색적으로 살펴보고자 한다.

III. 연구 방법

본 연구는 생성형 AI 기반 시각적 자극의 수집 및 활용 과정에서 나타나는 디자인 발상 전략, HAIC 경험, 그리고 창의적 결과를 통합적으로 이해하기 위해 분석 프레임워크를 <Fig. 1>과 같이 설정하였다. 이는 생성형 AI를 활용한 시각적 자극 수집과 패션 디자인 발상 과정을 HAIC의 스펙트럼 위에서 이해하고자 하는 관점에 기반한다. 본 연구는 선행 연구(Choi et al., 2024; Goldschmidt & Smolkov, 2006; Jin et al., 2024)를 바탕으로 실험, 설문, 심층 인터뷰, 전문가 창의성 평가를 결합한 혼합 연구 방법론을 채택하였다. 구체적으로 생성형 AI 및 온라인 큐레이션 기반 자극물 수집 및 디자인 발상 실험을 수행한 다음, 설문 및 심층 인터뷰를 통해서 HAIC 경험을 살펴보고 전문가에 의한 디자인 고착 및 창의성 평가를 통해서 패션 디자인의 결과물을 분석하



〈Fig. 1〉 Analytical Framework

였다. 온라인 큐레이션 플랫폼은 생성형 AI와의 비교를 위한 대상이 아닌 서로 다른 방식으로 시각적 자극을 수집하는 환경으로, 생성형 AI 기반 시각적 자극을 활용한 디자인 발상 특성을 이해하기 위한 해석적 참조 조건으로 활용되었다. 특히 본 연구는 HAIC 경험을 인간과 AI의 상호작용으로 형성되는 인지된 적합성의 관점에서 해석하고, 이를 디자인 결과물의 창의적 특성을 규명하는 해석적 매개 요소로 설정하였다. 인지된 인간과 생성형 AI의 적합성은 과업-기술 적합성 이론에 기반하여 시스템 속성이 디자이너의 과업 요구에 얼마나 부합하는지에 대한 사용자의 주관적 인식을 설명한다. 다만, 본 연구는 변수 간의 통계적 인과관계를 검증하는 실증 연구가 아니므로 사용자 경험의 양상과 결과물 특성 간의 관련성을 탐색적으로 논의하는 데 초점을 두었다.

1. 패션 디자인 발상 실험

패션 디자인 발상 실험은 질적 평가를 목적으로 동질적 집단을 실험 참가자로 선정하였다. 질적 연구는 다수의 표본을 통한 신뢰성 확보보다 특정 사례에 내재한 심층적 의미 발견에 집중하므로(Kim, 2002), 인지심리학 및 질적 연구 방법론(Kim, 2002; Kim, 2024; Lee, 2021; Patton, 2015)의 참가자 선정 기준(4~10인)에 따라 의류학과

학생 10인을 연구 대상으로 설정하였다. 참가자는 패션 디자인 및 ICT 관련 교과목을 3개 이상 수강한 3, 4학년생으로 구성되었다. 실험은 2025년 4월 7일부터 30일까지 시각적 자극을 수집하고 디자인 발상을 통해 최종 패션 결과물을 도출하는 과업을 진행하였다.

실험을 위한 AI 도구 선정을 위해 Rizzi & Bertola(2025)의 패션 디자인을 위한 AI 비교 연구를 참고하여 〈Table 2〉와 같이 이미지 품질, 구성 제어, 사용성, 콘텐츠 변주 능력, HAIC 가능성을 기준으로 달리(DALL·E), 미드저니, 런웨이(Runway)를 후보군으로 정하였다. 이 중 동일한 패션 프롬프트를 입력했을 때 패션 스타일 표현력, 조형성 구현, 시각적 완성도 측면에서 가장 우수하고, 관련 선행 연구(Jin et al., 2024; Jin & Lee, 2024; Rizzi & Bertola, 2025)에서도 실험 도구로 활용된 바 있는 미드저니를 최종 실험 도구로 선정하였다. 온라인 큐레이션 플랫폼으로는 핀터레스트를 활용하였다. 핀터레스트는 방대한 이미지 데이터와 키워드 기반 검색, 유사 이미지 추천 기능을 바탕으로 디자이너들이 아이디어를 탐색하고 시각적 레퍼런스를 수집하는 데 널리 활용되는 대표적인 플랫폼이다(Webb & Aulgur, 2022; Saputra, 2024). 또한 생성형 AI 도구와 온라인 큐레이션 플랫폼 기반 도구를 비교 분석한 선행 연구(Lee & Chiu, 2023; Chen & Lin, 2025)는

〈Table 2〉 Evaluation Criteria and Comparative Assessment of Generative AI Tools

Evaluation Criteria	DALL · E	Midjourney	Runway
Image Quality - Photorealism	High●●●●●○	Very High●●●●●●	High●●●●●○
Control over Composition & Pose	Very High●●●●●●	Very High●●●●●●	Medium - High●●●●●○
Fashion Style Expressiveness	Medium - High●●●●●○	Very High●●●●●●	Medium - High●●●●●○
Material and Silhouette Representation	Medium - High●●●●●○	High●●●●●○	Medium - High●●●●●○
Ease of Use	High●●●●●○	High●●●●●○	Medium - High●●●●●○
Variety in Content Creation	Very High●●●●●●	Very High●●●●●●	High●●●●●○
HAIC Potential	High●●●●●○	Very High●●●●●●	High●●●●●○

* Reconstructed by the researcher based on Rizzi & Bertola's (2025) evaluation framework for Gen-AI tools, with criteria adapted to the context of fashion design ideation and fashion image generation.

미드저니와 핀터레스트가 시각적 자극의 생성 및 탐색 방식에서 서로 다른 특성을 지니고 있음을 보고하였다. 이러한 차이는 디자인 발상 과정에서의 인지적 탐색과 아이디어 전개 방식, 창의적 결과에도 영향을 미칠 수 있는 요인으로 논의되고 있다. 이에 본 연구에서는 핀터레스트를 생성형 AI 기반 시각적 자극 활용 경험의 특성을 이해하기 위한 해석적 참조 조건으로 활용하였다.

패션 디자인 발상 실험은 〈Table 3〉의 절차로 실시되었다. 실험 시작 전 연구자는 참가자들에게 약 30분 동안 실험 방법, 워크시트 I, II 및 디자인 발상 주제를 비롯해 미드저니 활용법 등을 설명하고 이를 직접 사용해 보는 실습을 진행했다. 이후, 참가자들은 동일한 디자인 작업을 두 번 수행했는데, 한 번은 미드저니, 한 번은 핀터레스트에서 수집된 패션 디자인 자극을 사용해 패션 디자인을 시도했다. 이 과정에서 발생할 수 있는 학습 및 전이 효과, 피로 효과를 최소화하기 위해 역 균형화(counterbalancing) 설계와 과업 간 10분의 소거 기간을 설정하였다. 참가자 집단을 무작위로 나누어 조건 수행 순서를 교차 배치함으로써, 특정 플랫폼을 먼저 사용함에 따라 발생할 수 있는 실험 결과의 편향을 통제하였다. 과업 간에는 디자인 사고 및 인지 실험 연구 사례(Choi et al., 2024)에서 도구 간 비교를 위해 설정한 소거

시간을 준용해 10분의 휴식 시간을 부여하여 인지적 고착을 완화하고 연속 수행에 따른 부담을 줄여 타당성을 확보하였다. 선행 연구(Jansson & Smith, 1991)에 따르면 시각적 자극에 의한 학습 및 고착 효과는 단기간 내 완전하게 제거하기 어렵지만, 본 연구의 휴식 시간은 이전 과업의 잔상 효과를 완화하고 실험 간격이 과도하게 길어질 때 발생할 수 있는 외부 요인의 개입 및 피험자의 집중력 저하(Campbell & Stanley, 2015; Wickens & Keppel, 2004)를 방지하기 위한 방법론적 절충안으로 설정되었다. 더불어, 전문가 창의성 평가 시 세트 내 상대평가 방식을 채택하여 잔상 효과가 존재하더라도 각 조건 내에서의 상대적 경향성을 도출하는 데는 문제가 없도록 하였다. 이러한 시각적 자극 수집 및 디자인 발상 과정은 화면 기록과 발화(thinking-aloud) 과정을 병행하여 분석 자료로 활용하였다.

패션 디자인 발상 실험에서 참가자들은 디자인 목표(2025-26 F/W 패션 트렌드를 반영한 지속 가능한 패션 디자인)에 따라 스스로 주제를 설정하고, 프롬프트와 검색 키워드를 설계했다. 각 집단(A, B)은 미드저니를 통한 생성, 핀터레스트 키워드 검색을 통해 각각 10개씩 총 20개의 시각적 자극을 수집하고 이를 토대로 패션 디자인을 발상하여 패션 피규어 위에 스케치했다. 디자인 발상

〈Table 3〉 Procedure and Structure of the Fashion Design Ideation Experiment

STEP	A Group	B Group
STEP 1 30 min	Researcher Briefing - Explanation of Worksheets I & II and design brief - Introduction to Midjourney and hands-on practice	
STEP 2 30 min	Reference Generation: Worksheet I - Topic selection and keyword listing - Prompt writing (using 5 keywords) - Generation of 10 visual stimuli using Midjourney	Reference Collection: Worksheet I - Topic selection and keyword listing - Prompt writing (using 5 keywords) - Collection of 10 visual stimuli using Pinterest
STEP 3 90 min	Fashion Design Development: Worksheet II - Ideation and sketching of 3 outfits	Fashion Design Development: Worksheet II - Ideation and sketching of 3 outfits
Break(10 min)		
STEP 4 20 min	Reference Collection: Worksheet I - Collection of 10 visual stimuli using Pinterest	Reference Generation: Worksheet I - Generation of 10 visual stimuli using Midjourney
STEP 5 90 min	Fashion Design Development: Worksheet II - Ideation and sketching of 3 outfits	Fashion Design Development: Worksheet II - Ideation and sketching of 3 outfits

이 완료된 후 각 그룹은 과업을 교차로 수행하여 각각 3개씩 총 6개의 패션 디자인을 도출했다. 참가자들에게는 교육자료, 디자인 브리프, 워크시트 I, II를 제공했는데, 교육자료는 미드저니 사용 및 프롬프트 작성 방법에 대한 설명과 사례, 브리프는 디자인 목표와 트렌드 및 지속 가능한 패션에 대한 이미지와 설명, 키워드를 제시하여 주제 설정 시 참고할 수 있도록 하였다. 워크시트 I은 프롬프트와 키워드, 시각적 자극을 입력할 수 있는 서식이다. 워크시트 II는 시각적 자극에 기반한 패션 디자인을 표현하는 데 필요한 서식으로 6개의 여성 인체 피규어를 제공(A3 사이즈 종이, jpeg 파일)하고 연필, 펜 등을 사용하여 스케치하거나 어도비 포토샵(Adobe Photoshop) 또는 어도비 일러스트레이터(Adobe Illustrator)를 활용할 수 있도록 하였다.

2. 설문조사 및 심층 인터뷰

실험 종료 후에는 HAIC 경험을 알아보기 위해 설문조사와 심층 인터뷰를 진행했다. 설문은 선행 연구(Albert & Tullis, 2022; Hartmann, 2009; Jameson, 2009; Kim, 2023; Lund, 2001; Oh et

al., 2018; Park, 2024)를 토대로 사용성, 감성적 만족, 생성물 품질, 신뢰성, 가치성의 5개 차원 30개 문항의 7점 리커트 평가 척도로 구성했다. 척도의 내용타당성은 패션·AI·UX 분야 전문가 4인을 대상으로 CVI를 산출하였다. 각 문항의 적합성을 4점 척도로 평가하여 I-CVI 0.78 미만 항목은 삭제하여 24개 문항을 확정하였다. 수집된 설문 데이터는 SPSS 25.0 프로그램을 사용하여 기술통계 분석을 수행하였다. 심층 인터뷰 문항은 선행 연구(Lee, 2021; Park, 2024)에서 활용된 문항을 토대로 HAIC 경험을 통해 느낀 점, 어떤 실질적 도움을 받았는지와 재사용 및 추천 의향, 최종 결과물에 관한 만족도와 창의성 등 총 8개의 세부 문항으로 구성했다. 심층 인터뷰 자료는 녹음 및 현장 기록을 통해 수집되었고 Braun & Clarke(2006)의 주제 분석 절차를 참고하여 분석하였다. 연구자 2인이 인터뷰 전사 자료를 반복 검토하여 의미 단위를 추출하고 초기 코드를 생성한 다음, 생성된 코드를 의미적 유사성에 따라 범주화하고 상위 주제를 도출하는 방식으로 구조화하였다. 이 과정에서 연구자들은 각자 독립적으로 코딩한 후 상호 비교 및 논의를 통해 해석의 일관

성과 타당성을 확보하고, 자료를 반복 검토하여 인터뷰의 의미를 유지하도록 하였다. 실험, 설문 및 인터뷰는 연구윤리심의위원회(IRB-1040198-240403-HR-052-03)의 승인을 받았다.

3. 전문가 창의성 평가

최소 5년 이상의 실무 및 교육 경력과 AI 활용 경험을 지닌 5인의 패션 디자인 분야 전문가가 생성형 AI 및 온라인 큐레이션 플랫폼 조건에서 도출된 60개의 패션 디자인에 대해 디자인 고착과 창의성을 평가하였다. 디자인 고착은 시각적 자극에 포함되지 않은 새로운 요소의 추가 여부와 자극물의 맥락적 변형 정도를 평가하는 문항, 창의성은 Consensual Assessment Technique (CAT)를 활용하여 패션 디자인을 블라인드 평가하였다. 평가지는 10개 세트(각 세트당 동일 참가자에 의한 20개의 시각적 자극과 6개의 스케치)로 구성되었으며, 전문가들은 7점 리커트 척도를 사용하여 각 세트 내의 작품들을 평가했다. 평가의 객관성을 확보하고 순서 효과를 배제하기 위해 각 전문가에게는 디자인 스케치들이 무작위로 재배치된 평가지가 제공되었다. 본 연구는 참가자가 생성한 시각적 자극과 디자인 결과물 간의 맥락적 연계성을 보존하기 위해 세트 내 상대평가 방식을 적용하였다. 이는 결과물이 특정 자극 조건과의 상호작용으로 도출되었다는 점을 반영하여 조건 내 상대적 차이를 살펴보기 위함이다. 특히 전문가의 직관적 판단에 기초하는 CAT의 특성을 고려할 때, 세트 단위 비교는 평가의 일관성과 맥락적 타당성 확보에 기여할 수 있다. 다만, 이러한 방식은 세트 내에서의 상대적 우열을 평가하는 것이기 때

문에 플랫폼 간 결과를 일반화하여 해석하기에는 한계가 있을 수 있다. 따라서 창의성 평가는 절대적 우열 판단보다는 각 조건 내에서 나타난 상대적 경향을 탐색하는 수준에서 해석하고자 하였다. 평가자 간 신뢰도는 <Table 4>와 같이 급내 상관 계수 ICC(2,k)를 통해 산출되었고 디자인 고착 평가 ICC는 0.952, 창의성 평가 ICC는 0.764로 수용이 가능한 수준 이상의 평가자 간 신뢰도를 확보하였다.

IV. 연구 결과 및 논의

1. 시각적 자극 수집 및 디자인 발상

참가자들은 디자인 브리프를 토대로 각자 자유롭게 주제를 설정하고 프롬프트와 키워드를 작성했다. 참가자들은 AI 시각적 자극 생성을 위한 프롬프트 설계에 있어서 <Table 5>와 같이 다양한 디자인 및 생성 조건 요소를 조합하였다. 패션 디자인의 조형성을 나타내는 키워드는 주로 참가자들에게 제공된 디자인 브리프를 기반으로 도출되었다. 그리고 참가자들은 패션 디자인 과업과 관련된 지속가능성 용어뿐 아니라 스타일과 테마, 패션 하우스 및 브랜드, 민속 복식, 예술 기법, 촬영 시점과 프레젠테이션, 연출을 나타내는 용어를 활용하여 프롬프트를 설계하였다. 일부 참가자는 '--ar', '--aspect', '--v' 등의 명령어를 활용했는데, 이는 미드저니에 대해 기술적으로 이해하고 있음을 의미한다.

참가자들은 프롬프트를 입력한 후 생성된 이미지를 검토하면서 자신의 디자인 의도와 의 적합성을 판단하였다. 원하는 이미지가 생성되지 않으면

<Table 4> Intraclass Correlation Coefficient (ICC) Results

Measurement Type	ICC	95% CI (Lower-Upper)	F(df1, df2)	p-value
Design Fixed	0.952	0.932 - 0.968	20.893 (59, 826)	< .001
Creativity	0.764	0.655 - 0.847	4.242 (59, 236)	< .001

키워드 추가·삭제, 표현 방식 수정, 세부 속성 보완 등을 통해 프롬프트를 반복적으로 수정하였고, 평균적으로 5회 내외의 프롬프트 수정 과정을 거쳤다. 또한 생성된 결과 중 일부 이미지는 베리에

이션과 리믹스 기능을 활용하여 형태, 색상, 디테일 등을 변형하면서 추가 탐색을 수행하였다. 이러한 과정에서 참가자들은 생성 결과를 단순히 수용하기보다 자신의 의도에 부합하는 이미지를 선

<Table 5> Fashion Design Prompt Design

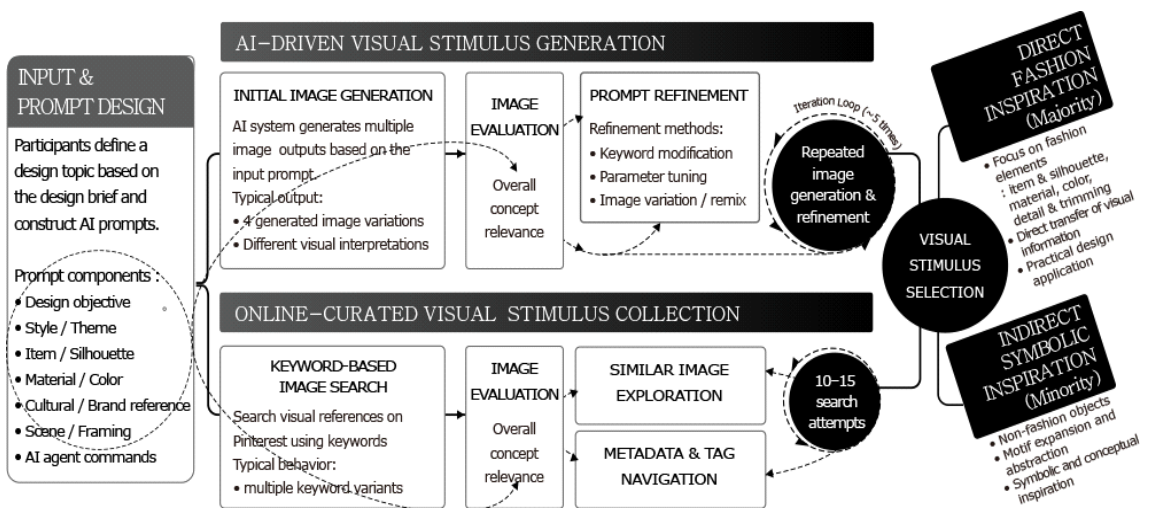
No.	Sustainability	Style	Item	Silhouette/Detail	Material/Color	Cultural	Scene/Framing	Midjourney Command
1	Natural fiber	Vintage, Classic, Farmers	workwear, coat, trousers, tops, jeans	Loose fit, worn/faded, Padded, vintage-washed	Cotton, Fading Denim, Vintage White	Ralph Lauren	Runway	-
2	Nature-inspired	Ethnic Re-interpretation, romantic	Long one-piece dress	Butterfly motif, Flowing drape, Coral-like silhouette	Natural colors, Pastel tones	Eskimo Clothing	-	-
3	Vegan, Convertible fashion	Romantic, Modern	Cropped blazer, skirt, shirt	A-line, Bustle silhouette, Puffed sleeves, Square neck	Cherry color, Vegan leather, Organza, Diamonds	Asian	Full Body Photo	--ar 2:3
4	Eco-friendly, Circular design	Futuristic, Classic, Elegance	Suit, Jacket, Cape	Structured silhouette, exaggerated shoulders	Metallic Tweed, Pearl, Black, Midnight blue, Moonlight silver	Chanel	Runway, under chandelier	--aspect 2:3
5	Natural fiber	Avant-garde, Minimalist	Wool coat, blouse, skirt	A-line, Sculptural silhouette, High neck	Cherry Lacquer, Premium lacquered wool	-	Editorial fashion image	--v 6.0, --ar 9:16
6	Nature symbolism	Avant-garde	Jacket	Gesture of withering flower	Red, natural flower tones	-	Artistic pictorial	-
7	Recycled vinyl	Timeless, Minimalism Dreamy	Skirt, shoes	Asymmetric silhouette, Balloon volume	Translucent vinyl, neutral white	-	Front View, Flying motion	-
8	Nature-inspired	-	FW outfit, tailoring	Tailored/deconstructed structure	Cherry red, Burgundy	Comme des Garçons, Noir Key	Berlin night street	--aspect 2:3
9	Sustainable glass craft	Modern, Minimal Artistic	One-piece dress	Bulky, Structured, glass flower details	White tones, Blue glass	Japanese Kintsugi	Full Body Cut	--aspect 2:3
10	Upcycled, Eco-friendly, Circular design	Minimal, Romantic	Dress	Bulky ruffled, Strong line, Festooned	Cherry Lacquer, Eco-friendly material	-	-	-

별하고 재조정하는 반복적 탐색 과정을 거쳤다. 핀터레스트 검색을 통한 시각적 자극 수집에서 참가자들의 온라인 검색 횟수는 10~15회였다. 시각적 자극들은 키워드 검색과 유사 이미지 확장으로 연관된 이미지에서 선택되고, 원하는 이미지가 없는 경우에는 시행착오를 거치다가 다음 검색어로 전환되는 양상이 관찰되었다. 참가자들은 키워드에 부합하는 이미지뿐 아니라 이미지 출처, 관련 태그 등 메타 데이터를 활용하는 모습도 나타났다. 생성형 AI 환경에서의 반복적인 프롬프트 수정 및 변형 선택 과정은 '관찰-수정-재관찰' 순환 구조와 반성적 대화를 보여주는 것으로 AI와의 상호작용이 디자이너의 아이디어를 구체화하고 문제의 범주를 재설정하는 인지적 과정과 연결됨을 시사한다.

시각적 자극 수집에서 참가자들은 주로 조형성이 분명하게 드러나는 이미지를 선정하는 경향이 있었다. 이는 디자인 발상 초기 단계에서 실제 패션 디자인에 적용이 가능한 형태적 아이디어를 더욱 효율적으로 도출하고, 시각적 정보의 직접적인 해석과 전이를 통해 구체적인 디자인 방향을 신속하게 설정하려는 실용적 접근으로 해석될 수 있

다. 반면, 일부 참가자는 패션과 연관성이 낮은 이미지를 선택하여 간접적·상징적 자극을 추구했다. 이들은 유리창, 꽃, 나비 등의 이미지의 시각적 특성을 모티프로 활용하여 패션 디자인에 조형적 영감을 제공할 가능성을 탐색했다. 즉, 참가자들은 각자의 창의 경향에 따라 자극 수집 방식과는 무관하게 직관적이고 실질적인 패션 조형성을 나타내는 시각적 자극 또는 비 패션 이미지를 매개로 한 모티프 확장이 가능한 시각적 자극을 모색하고 있음을 알 수 있었다. 이상의 생성형 AI 기반 시각적 자극과 온라인 큐레이션 플랫폼 기반 시각적 자극 수집 과정을 중심으로 시각적 자극 도출 과정을 정리하면 <Fig. 2>와 같다.

수집된 시각적 자극과 이를 토대로 도출된 최종 스케치를 정리한 결과는 <Table 6>과 같다. 대부분의 참가자는 패션 디자인 요소가 드러나는 시각적 자극을 기반으로 형태적 특징을 유지하면서 소재의 단순화, 디테일의 재구성, 착용 가능성의 조정 등을 통해 스케치를 완성했다. 반면, 비 패션 이미지 자극을 선택한 참가자들은 사물의 형태, 질감, 구조, 또는 상징적 이미지를 패션 조형 요소로 변환하는 과정을 거쳐 확장적이고 실험적인 발



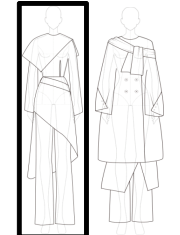
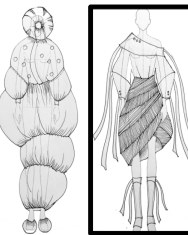
<Fig. 2> Visual Stimulus Selection Process for Design Ideation

상을 하였다. 예컨대 유리의 투명성과 꽃의 유기적 곡선과 반복 패턴과 같은 시각적 특성은 의복의 레이어 구성, 패턴 및 장식의 배치, 실루엣 변형 등으로 재해석되었다. 특히 주목할 점은 동일 참가자라 할지라도 같은 주제를 다루는 과정에서 다른 방식으로 수집된 시각적 자극에 기반해 다른 디자인 결과를 도출했다는 점이다. 일부 참가자의 경우 미드저니 자극에서는 조형성이 강조된 구조적 의상을 스케치했지만, 핀터레스트 자극에서는 실용적이고 상업화가 가능한 디자인을 제시했다. 이는 시각적 자극이 디자인 사고 과정에 미치는 영향을 보여준다고 할 수 있다.

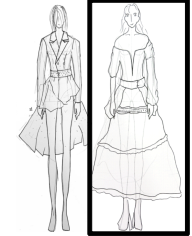
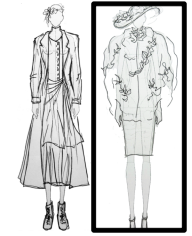
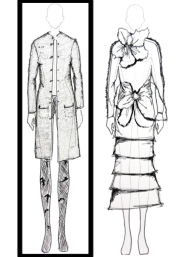
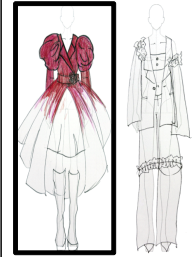
2. HAIC 경험

생성형 AI 기반 시각적 자극의 수집 및 디자인 발상 과정에서의 HAIC 경험에 대한 설문 결과를 정리하면 <Table 7>과 같다. 사용성 차원에서 AI의 학습 용이성(Mean=6.0)은 가장 긍정적인 평가를 받았고 사용 용이성(Mean=5.1)과 통제 가능성(Mean=5.5) 역시 높은 수준으로 나타나 참가자들이 생성형 AI를 비교적 빠르게 습득하고 활용할 수 있는 것으로 나타났다. 만족도 차원에서는 AI 사용에 따른 즐거움(Mean=5.7)과 기능 만족도는 상대적으로 낮은 만족도를 보였다. 그리고 디자인 결과물 자체에 대한 만족도(Mean=

<Table 6> Fashion Design Ideation Using Midjourney and Pinterest Visual Stimuli

Group A	01	04	05	07	09
Mid-journey					
Designs from Mid-journey					
Pin-terest					
Designs from Pin-terest					

〈Table 6〉 (Continued)

Group B	02	03	06	08	10
Mid-journey					
Designs from Mid-journey					
Pin-terest					
Designs from Pin-terest					

* The sketches enclosed in bold-lined boxes indicate the designs that participants identified as the most creative.

4.7)는 만족할 만한 수준이지만 AI 생성 결과가 기대 수준에 완전히 부합하지 않음을 보여준다. 품질 차원에서는 AI의 입력 프롬프트와 일치하는 디자인을 생성하는 능력(Mean=4.6)과 아이디어 표현의 명확성(Mean=4.5)은 비교적 긍정적이지만 결과물의 창의성(Mean=4.2), 다양성(Mean=4.0), 감성 표현력(Mean=4.3) 및 전반적 품질(Mean=4.1)은 상대적으로 낮았고, 표준편차가 높아 참가자 간 인식 차이가 큰 것으로 나타났다. 즉, 일부 참가자들은 AI의 디자인 다양성과 창의성에 대해 긍정적이었지만 다른 일부는 AI가 생성한 이미지의 표현력에 한계를 느꼈다. 신뢰성 차원에서는 도구의 안정성(Mean=5.1)과 결과의 이해 가능성(Mean=5.5)이 높은 평가를 받았지만, 예측

가능성(Mean=4.2)은 상대적으로 낮아 AI 결과가 일관되게 생성되기보다는 변동성을 지니고 있음을 보여주었다. 마지막으로 가치성 차원에서 효율성(Mean=5.5), 편안한 도구(Mean=5.4), 유용성 및 효과성(각 Mean=5.2), 창의적 아이디어 생성 지원(Mean=5.0)은 높은 평가를 받아 발상 보조 도구로서 가치를 지닐 수 있음을 시사한 한편, 의사소통이 가능한 도구로서의 만족도(Mean=4.4)는 상대적으로 낮아 협업 환경에서의 한계가 나타났다.

표준편차에서 학습 용이성(SD=1.05), 통계 가능성(SD=1.08), 효율성 인식 일부 항목(SD=1.23~1.33)은 상대적으로 낮은 편차를 보여, AI 도구의 사용성과 기능적 유용성에 대해서는 참가자 간 공통된 긍정적 인식을 보여주었다. 반면 사용 용

이성(SD=2.23), 성취감(SD=2.02), 다양성(SD=2.00), 결과물의 창의성(SD=2.04), 효율성(SD=2.01), 의사소통(SD=1.96) 측면에서는 높은 편차를 보여 AI 생성 이미지의 창의적 가치와 정서적 만족, 협업 지원 기능 등에 대해서는 사용자의 AI 경험 및 숙련도, 기대 수준 등에 따라 평가가 달라질 수 있는 것으로 나타났다.

인터뷰 내용을 정리한 결과는 <Table 8>과 같이 생성형 AI 기반 시각적 자극 생성 및 활용 경험을 통한 인식과 이해, 사용자 관심, 과정 효율성, 창의적 지원, 재사용 의도, 추천 의도, 플랫폼 비교 평가, 결과 만족도의 범주로 구분되었다. 참

가자들은 생성형 AI를 아이디어를 시각적으로 구현하는 데 유용한 도구로 인식했는데, 특히 간단한 프롬프트만으로 이미지를 빠르게 생성할 수 있다는 점에서 편의성과 아이디어의 시각화 가능성을 긍정적으로 평가하였다. 참가자들은 생성 결과의 품질과 다양성이 프롬프트의 구체성과 구성 방식에 크게 영향받는다고 생각했고, 반복적 용어의 사용과 단순한 입력은 유사한 결과를 반복 생성하는 경향이 있다고 응답하였다. 이는 생성형 AI의 활용 가능성이 도구 자체의 성능뿐 아니라 사용자의 프롬프트 구성 역량과도 밀접하게 연결되어 있음을 보여준다. 기술적 한계에 대한 인식도 함께

<Table 7> Participants' User Experience and Attitudes Toward AI-Generated Visual Stimuli as a Tool for Fashion Design Ideation

Dimension	Item	Mean	S. D.
Usability	AI is easy to use.	5.1	2.23358
	AI is easy to learn.	6.0	1.05409
	AI is a controllable tool for ideation in fashion design.	5.5	1.08012
Satisfaction	I am satisfied with the fashion designs generated by AI.	4.7	1.33749
	I am satisfied with the functions of AI.	5.2	1.68655
	AI is a familiar tool for ideation in fashion design.	4.7	1.70294
	AI is a tool that can provide a sense of achievement in fashion design ideation.	4.1	2.02485
	AI is an enjoyable tool for ideation in fashion design.	5.7	1.63639
	AI is a satisfying tool for ideation in fashion design.	4.5	2.06828
Quality	The fashion designs generated by AI effectively express the intended emotions	4.3	1.33749
	AI clearly represents fashion design ideas.	4.5	1.50923
	AI expresses a variety of fashion designs.	4.0	2.00000
	AI expresses creative fashion designs.	4.2	2.04396
	AI generates fashion designs that match the content of the input prompts.	4.6	1.50555
	The fashion designs generated by AI are of high quality.	4.1	1.19722
Reliability	AI is a stable tool for ideation in fashion design.	5.1	1.37032
	AI is a tool with predictable outcomes for ideation in fashion design.	4.2	1.13529
	AI is a tool that produces understandable outcomes for ideation in fashion design.	5.5	1.43372
Perceived Value	AI helps generate creative fashion design ideas.	5.0	1.33333
	AI is a useful tool for ideation in fashion design.	5.2	1.31656
	AI is an effective tool for ideation in fashion design.	5.2	1.22927
	AI is an efficient tool for ideation in fashion design.	5.5	2.01384
	AI is a comfortable tool to use for ideation in fashion design.	5.4	1.77639
	AI is a communicative tool for ideation in fashion design.	4.4	1.95505

나타났는데 일부 참가자들은 구조적 오류, 반복적인 패턴, 프롬프트와 일치하지 않는 결과를 경험하고 원하는 방향으로 이미지를 생성하는 데 어려

움을 느꼈다고 응답하였다. 반면 이러한 비예측성이 기존에 생각하지 못했던 시각적 조합이나 새로운 발상으로 이어질 수 있었다는 인식도 있었다.

<Table 8> Thematic Analysis of Interview Responses on AI-Generated Visual Stimuli for Fashion Design Ideation

Category		Core Meaning	Participant	Initial Codes
AI Perception and Understanding	Perceived AI Potential	Awareness of AI as a design tool	1, 4, 7, 10	AI usability, visualization
	Prompt-based Understanding	Awareness that output depends on prompt input	2, 6, 8, 9	Prompt importance, unpredictability
	Perceived Technical Limitations	Recognition of structural errors and repetitive outputs	5, 8, 9	Structural limitation, repetition
	Emotional Response	Feelings of interest or threat	3, 7	Job insecurity, curiosity
User Interest	Perceived Visual Precision	Detailed and accurate rendering	1, 4, 9	Detail expression
	Creative Expression	Unexpected and novel outputs	6, 8, 10	Creativity, unpredictability
	Experiential Engagement	Enjoyment during use	2, 7, 8, 9	Fun, engagement
	Personalization Potential	Possibility of tailored outputs	5, 3	Personalization
Process Efficiency	Smooth Process	Efficient workflow support	1, 4, 6, 7, 10	Efficiency
	Limited Expansion	Difficulty expanding ideas	2, 8, 9	Limited ideation
	Technical Friction	Difficulty controlling results	3, 5	Control issues
Creative Support for Ideation	Rapid Content Generation	Rapid output production	4, 5, 7, 10	Speed
	Limited Diversity	Repetitive outputs	3, 8, 9	Repetition
	Input Dependency	Results depend on prompt quality	2, 6	Input dependency
	Mixed Evaluation	Context-dependent usefulness	1, 7, 9	Partial effectiveness
Reuse Intention	Idea Expansion	Broadening thinking	4, 10	creative expansion
	Detail Enhancement	Refinement of design elements	1, 2	detail enrichment
	Limited Creativity	Not beyond expectation	5, 8, 9	creativity limitation
	Moderate Effectiveness	Partial usefulness	3, 6, 7,	limited contribution
Recommendation Intention	Strong Reuse Intention	High willingness to reuse	4, 5, 6, 10	strong reuse intention
	Hybrid Use	Combine with existing tools	1, 3, 8, 9	complementary use
	Conditional Use	Limited or situational use	2, 7	selective use
Comparative Evaluation	AI Advantage	Creativity and iteration strength	2, 4, 7, 8, 9	AI strength
	Online Platform Advantage	Diversity and realism	3, 5, 6, 9	traditional advantage
	Complementary View	Use depends on purpose	1, 10	hybrid perspective
Outcome Satisfaction	AI Satisfaction	Creative and novel outputs	2, 3, 4, 8, 9	AI satisfaction
	Online Platform Satisfaction	Realistic and applicable designs	1, 5, 6, 7, 10	Pinterest satisfaction

사용 경험 측면에서 생성형 AI는 세부 묘사와 시각적 표현의 정밀성 측면에서 긍정적으로 평가되었다. 참가자들은 소재, 색상, 디테일의 사실적인 표현에 대해 만족했고 변형, 활용 과정을 흥미롭고 몰입감 있는 경험으로 인식하는 경향이 있었다. 과정 효율성과 생성 속도 측면에서는 생성형 AI를 아이디어 탐색 단계에서 빠른 결과 도출과 효율적인 시각화가 가능한 도구로 인식했다. 그러나 생성 결과의 다양성이 제한적이거나 반복적으로 나타나는 경우 아이디어 확장에 한계를 경험했다고 응답했고, 결과 품질이 입력 프롬프트에 크게 의존한다는 점 역시 제한 요인으로 나타났다.

향후 생성형 AI 활용과 관련하여 참가자들은 초기 발상 단계에서 아이디어 확장과 시각적 디테일 보완을 위한 보조 도구로 활용할 의향을 나타냈다. 추천 의도 역시 전반적으로 긍정적이었으나, 일부는 기대 이상의 창의적 결과를 제공하지 못하거나 특정 목적에 한해 제한적으로 활용하는 것이 적절할 것 같다고 평가하였다. 플랫폼 비교와 관련하여 참가자들은 생성형 AI와 기존 온라인 큐레이션 플랫폼의 역할을 구분하여 인식하였다. 생성형 AI는 사용자 입력을 기반으로 새로운 시각적 결과를 생성하는 데 강점이 있지만 온라인 큐레이션 플랫폼은 다양한 사례를 탐색하고 현실적인 참고 자료를 확보하는 데 유용하기 때문에 일부 참가자들은 두 플랫폼이 상호 보완적으로 활용될 수 있다고 응답하였다.

결과물에 대한 만족도는 플랫폼에 따라 일관되게 수렴하지 않았다. 일부 참가자들은 생성형 AI 기반 결과물이 창의적이고 새로운 표현을 제공한다고 평가했지만, 다른 참가자들은 온라인 큐레이션 플랫폼 기반 결과물이 현실적이고 실제 디자인 적용 가능성이 높다고 인식하였다. 참가자들이 각 조건에서 수집한 시각적 자극을 토대로 도출된 디자인 중 가장 창의적이라고 판단한 패션 디자인을 선택한 결과는 10명 중 5명은 생성형 AI 기반 디자인, 나머지 5명은 온라인 큐레이션 플랫폼 기반

디자인을 선택하였다. 생성형 AI 기반 디자인을 선택한 참가자들은 비정형적 형태와 예상하지 못한 디테일의 조합을 긍정적으로 평가했지만, 온라인 큐레이션 플랫폼 기반 디자인을 선택한 참가자들은 주제 구현의 명확성, 현실성, 탐색 과정에서의 통제 가능성을 높게 평가하였다.

3. 창의성 평가

시각적 자극을 기반으로 도출된 패션 디자인에 대한 디자인 고착과 창의성 평가 결과는 <Table 9>와 같다. 디자인 고착 평가에서 생성형 AI 조건은 전반적으로 낮은 수준을 보였다. 전체 참가자 10명 중 9명에서 생성형 AI 조건의 디자인 고착 평균이 더 낮았고, 디자인 사례별로도 생성형 AI 조건은 30개 중 16개(53.3%)가 고착 점수 3점 미만이었던 반면, 온라인 큐레이션 플랫폼 조건은 4개(13.3%)에 그쳤다. 창의성 평가에서도 생성형 AI 조건의 우수 사례가 더 높은 빈도로 나타났다. 생성형 AI 조건 디자인 중 14개(46.7%)가 창의성 5점 이상의 평가를 받아 온라인 큐레이션 플랫폼 조건의 9개(30.0%)에 비해 상대적으로 높은 빈도를 보였고, 참가자 평균 기준으로도 4명이 생성형 AI 조건에서 창의성 평균 5점 이상을 기록했다. 다만 일부 참가자(01, 05, 08)의 경우 온라인 큐레이션 플랫폼 조건에서 오히려 더 높은 창의성 평균을 나타내어 생성형 AI 기반의 시각적 자극 효과가 개인별 특성에 따라 다르게 나타날 수 있음을 보여주었다.

디자인 고착과 창의성의 분포 특성을 비교한 Box plot은 <Fig. 3>과 같다. 디자인 고착에서 생성형 AI 조건은 최솟값 1.5, 제1사분위수 2.2, 중앙값 2.8, 제3사분위수 4.8, 최댓값 6.3으로 나타났으며 평균은 3.3이었다. 이는 온라인 큐레이션 플랫폼 조건(중앙값 4.8, 평균 4.6)에 비해 고착의 중심 경향이 낮게 분포함을 보여준다. 창의성 평가에서 생성형 AI 조건은 최솟값 2.2, 제1사분위수 3.6, 중앙값 4.7, 제3사분위수 5.5, 최댓값 6.4였

〈Table 9〉 Relationship Between Visual Fixation and Creativity in Fashion Design Using Visual Stimuli from Midjourney and Pinterest

Participant	Fashion Design		Design Fixation		Creativity	
			Mean	SD	Mean	SD
01	Midjourney	1	2.6	1.06	2.2	0.84
		2	2.5	0.64	3.0	0.71
		3	1.5	0.83	4.2	1.30
	Pinterest	4	4.1	1.25	5.6	0.55
		5	4.8	0.77	3.8	1.64
		6	6.4	0.63	6.2	1.30
02	Midjourney	7	2.7	1.28	4.4	1.52
		8	4.9	1.55	5.6	0.89
		9	2.8	1.86	5.6	1.14
	Pinterest	10	3.2	1.82	5.4	1.34
		11	4.4	1.45	3.0	1.00
		12	5.3	1.53	4.8	1.79
03	Midjourney	13	2.5	2.17	5.2	1.79
		14	3.9	1.94	4.8	1.30
		15	2.4	1.45	5.2	0.84
	Pinterest	16	6.1	0.83	3.6	1.14
		17	4.7	1.03	1.6	1.34
		18	4.7	0.98	2.8	1.10
04	Midjourney	19	2.2	1.08	4.6	2.30
		20	1.9	0.99	6.4	0.55
		21	3.1	1.10	3.0	1.41
	Pinterest	22	5.9	1.13	3.0	1.64
		23	5.1	1.87	4.8	1.64
		24	5.1	1.28	4.6	0.55
05	Midjourney	25	5.2	1.66	2.6	0.89
		26	5.5	1.41	5.2	2.05
		27	4.4	1.18	2.4	0.89
	Pinterest	28	3.7	1.11	5.0	0.71
		29	3.6	2.03	4.8	0.84
		30	3.5	2.10	6.0	0.71
06	Midjourney	31	3.3	0.80	3.8	1.64
		32	6.3	0.72	5.6	0.89
		33	1.7	0.88	6.0	1.41
	Pinterest	34	5.8	1.01	5.0	1.00
		35	2.2	1.01	2.8	0.84
		36	4.7	0.80	4.6	1.67

〈Table 9〉 (Continued)

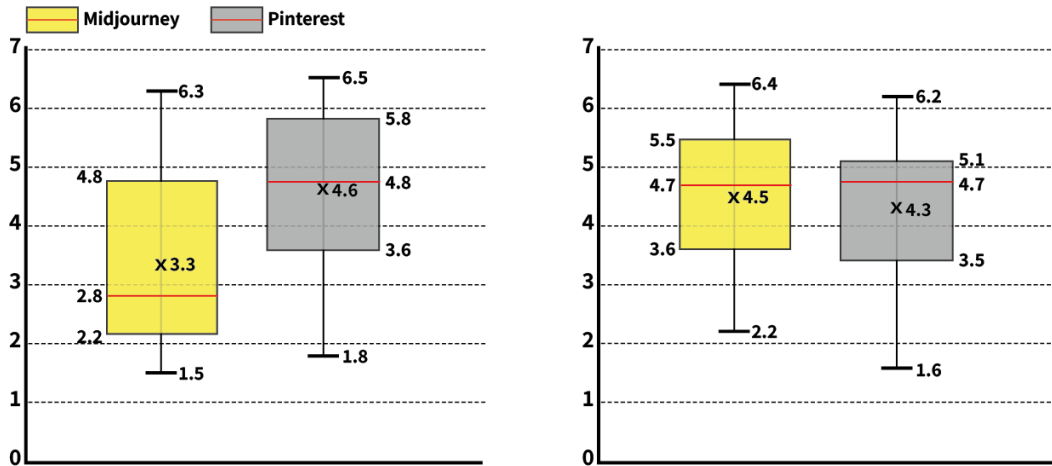
Participant	Fashion Design		Design Fixation		Creativity	
			Mean	SD	Mean	SD
07	Midjourney	37	2.8	1.42	5.4	0.89
		38	3.9	1.28	4.6	1.67
		39	1.9	0.74	5.4	1.67
	Pinterest	40	6.0	0.85	5.6	1.34
		41	2.7	1.35	4.8	1.79
		42	6.1	1.06	2.4	0.89
08	Midjourney	43	3.6	1.30	4.0	1.41
		44	1.9	0.88	5.2	1.30
		45	4.7	0.90	3.0	1.87
	Pinterest	46	5.3	1.49	4.4	2.41
		47	1.8	0.94	4.8	0.84
		48	6.5	0.64	4.8	1.79
09	Midjourney	49	2.7	1.22	5.4	1.34
		50	5.2	1.37	3.0	0.71
		51	1.5	0.64	5.6	0.89
	Pinterest	52	5.1	1.49	5.4	0.55
		53	4.4	1.35	4.2	1.64
		54	5.3	1.45	2.0	0.71
10	Midjourney	55	2.0	0.76	4.4	2.79
		56	4.9	1.41	5.6	1.14
		57	4.9	1.39	3.8	1.30
	Pinterest	58	6.5	0.64	5.4	0.55
		59	3.3	1.18	4.2	1.10
		60	2.9	0.92	3.6	1.14

으며 평균은 4.5로 나타났다. 온라인 큐레이션 플랫폼 조건의 창의성 중앙값은 4.7로 동일하지만, 생성형 AI 조건의 제3사분위수와 최댓값이 온라인 큐레이션 플랫폼 조건(제3사분위수 5.1, 최댓값 6.2)보다 높아, 생성형 AI 조건에서 높은 창의성 점수를 받은 디자인이 상위 구간에 상대적으로 더 넓게 분포하는 경향을 보였다. 이상의 디자인 고착 및 창의성 평가 결과는 생성형 AI 기반 시각적 자극을 활용한 디자인에서 상대적으로 낮은 디자인 고착 수준과 일부 높은 창의성 사례가 관찰되었음을 보여준다. 그러나 창의성 중앙값이 두

조건에서 동일하다는 점을 고려할 때, 이러한 차이는 조건 간 전반적인 창의성 수준의 격차라기보다는 상위 점수 분포에서 나타난 경향으로 해석될 수 있다.

4. 종합적 논의

본 연구는 패션 디자인 발상 단계에서 생성형 AI 기반 시각적 자극을 수집하고 활용하는 과정에서의 HAIC 경험을 탐색하고, 이를 토대로 도출된 패션 디자인 결과물의 창의성 특성을 살펴보았다. 이상의 연구 결과 생성형 AI는 디자이너의 인



(Fig. 3) Box Plot of Visual Fixation and Creativity in Fashion Design Using Visual Stimuli from Midjourney and Pinterest

지적 탐색 과정에 영향을 미치는 시각적 자극을 생성할 수 있는 상호작용적 시스템으로 활용될 수 있음을 알 수 있었다. 참가자들은 생성형 AI를 초기 디자인 발상 단계에서 간단한 프롬프트 입력을 통해 추상적인 아이디어를 단시간 내에 시각적으로 구체화하고 가능성을 탐색할 수 있는 도구라고 평가하였다. 이는 AI가 디자인 워크플로의 효율성을 향상하고 아이디어 탐색을 가속화함과 동시에 디자인 사고에서 시각적 표현이 사고를 외재화하고 새로운 해석을 가능하게 하는 인지적 매개체로 기능한다는 선행 연구의 관점과도 연결된다. 또한 생성형 AI 활용 과정에서 참가자들은 프롬프트 수정, 이미지 변형 및 재생성 과정을 반복하며 자신의 의도에 부합하는 결과를 도출하고 예측하지 못한 시각적 조합을 탐색하는 디자인 발상 양상을 보였다. 이러한 과정은 사용자가 단순히 시각 자료를 수집하는 것을 넘어 AI의 생성 결과를 해석하고 조정하면서 시각적 자극을 발전시켜 나가는 상호작용적인 경험을 포함한다는 점에서 디자인 과정을 반성적 대화로 바라보는 관점과 부합하며, 기존 온라인 큐레이션 플랫폼 기반 탐색과 구별되는 특성으로 이해될 수 있다.

HAIC 경험에서 사용성과 가치성 관련 항목은 비교적 높은 평가를 받았지만, 예측 가능성, 의사소통 만족도, 성취감 측면에서는 상대적으로 낮게 나타났다. 이는 생성형 AI가 발상 초기 단계에서 빠른 시각화와 아이디어 탐색에는 유용하게 활용될 수 있지만 사용자의 의도를 일관되게 반영하거나 상호작용 과정에 대한 만족을 제공하는 측면에서는 한계가 있음을 보여준다. 특히 비예측성은 AI 활용 경험을 이해하는데, 있어서 중요한 특징이라고 할 수 있다. 일부 참가자들은 생성 결과의 비예측성이나 프롬프트와의 불일치 등으로 인지적 부담을 겪었지만 다른 참가자들은 이러한 특성을 기존에 생각하지 못했던 시각적 조합이나 새로운 형태적 가능성을 발견할 수 있는 창의적 자극으로 수용하였다. 이러한 점은 모호하거나 예상치 못한 시각적 자극이 기존 사고 패턴을 완화하고 새로운 해석 가능성을 열어줄 수 있다는 창의성 이론과 맥락을 같이하는 측면이 있다. 따라서 생성형 AI의 비예측성은 단순한 기술적 한계로만 해석되기보다 사용자 수용 방식에 따라 인지적 부담으로 작용할 수도 있고, 창의적 자극으로 작용할 수 있는 특성으로 이해될 수 있다. 또한 여러 평가 항

목에서 관찰된 편차는 HAIC 경험이 사용자 개인의 기대 수준, 프롬프트 활용 역량, 사전 경험 등에 따라 다르게 형성될 수 있음을 의미한다.

디자인 고착과 창의성 평가 결과 역시 이러한 해석을 부분적으로 뒷받침한다. 생성형 AI 조건에서는 상대적으로 낮은 디자인 고착 수준과 일부 높은 창의성 사례가 관찰되었으며, 이는 생성형 AI 기반 시각적 자극이 아이디어 전개 방식에 영향을 미쳤을 가능성을 보여준다. 특히 생성형 AI가 제공하는 비예측적 시각 자극은 일부 참가자들에게 기존 아이디어를 재구성하거나 새로운 형태적 가능성을 탐색하는 계기로 작용한 것으로 해석될 수 있다. 다만 이러한 경향이 모든 참가자에게 일관되게 나타난 것은 아니며 창의성의 중앙값 역시 온라인 큐레이션 플랫폼 조건과 동일하게 나타났다라는 점은 생성형 AI 활용의 효과를 창의성 향상으로 일반화하기보다 일부 사례에서 나타난 탐색적 경향으로 이해할 필요가 있음을 보여준다. 한편, 온라인 큐레이션 플랫폼 조건에서는 상대적으로 높은 디자인 고착 수준이 관찰되었는데, 이는 기존 이미지가 참조 대상으로 활용되는 과정에서 형태적 의존이 강화되었을 가능성과 관련될 수 있다.

참가자 인터뷰에서는 생성형 AI와 온라인 큐레이션 플랫폼의 결과물을 각각 가장 창의적이라고 주관적으로 평가한 참가자 비율이 동일했다. 이러한 결과는 전문가 창의성 평가와는 차이가 있는 것으로 창의적 결과에 대한 인식이 결과물 자체뿐 아니라 과정 경험과 관련될 가능성을 보여준다. 또한 참가자 간 HAIC 경험의 편차는 생성형 AI 활용 경험이 사용자의 프롬프트 구성 전략과 생성 결과를 해석·수정하는 방식에 따라 다르게 형성될 수 있음을 시사한다. 따라서 생성형 AI 기반 시각적 자극의 효과는 결과물 중심의 평가만으로 설명하기보다 사용자 경험을 포함한 HAIC 관점에서 함께 이해할 필요가 있다. 이는 특정 시스템의 효과가 사용자 특성, 과업 요구, 사용 맥락과의

상호 적합성에 따라 달라질 수 있다는 과업-기술 적합성 관점에서의 사용자-도구 간 상호 적합성 개념과 연결될 수 있다.

종합하면 생성형 AI는 패션 디자인 발상 과정에서 온라인 큐레이션 플랫폼과 다른 방식의 시각적 자극 수집 환경을 제공하는 것으로 나타났다. 온라인 큐레이션 플랫폼이 기존 시각 자료를 기반으로 아이디어를 구체화하고 현실성을 검토하는 안정적 환경을 제공한다면, 생성형 AI는 반성적 대화에 기반한 비예측적 이미지 생성과 반복적 상호작용을 통해 디자인 고착을 완화하고 새로운 형태적 가능성을 자극할 수 있다. 또한, 창의성의 중심 경향이 두 조건에서 유사하게 나타난 점에서도 드러나듯 본 연구 결과는 창의적 성과가 특정 도구의 사용 여부만으로 결정되지 않음을 보여준다. 이러한 관점에서 생성형 AI 기반 시각적 자극의 적합성은 도구 자체의 특성만으로 형성되기보다 사용자와 과업, 그리고 시스템/기술 간의 상호작용 속에서 구성되는 것으로 이해할 수 있다. 따라서 생성형 AI의 활용 가치는 새로운 이미지를 생성하는 기능뿐 아니라 사용자의 탐색과 해석을 지원하는 상호작용적 시각적 자극 생성 환경을 제공하는 데 있으며, 이는 향후 패션 디자인 특화 HAIC 시스템 연구에서 인간-AI 상호작용 경험을 함께 고려할 필요성을 보여준다.

V. 결 론

AI 기술의 발전은 패션 디자인 분야에서의 HAIC 기반 협업 가능성을 확장하고 있다. 이에 본 연구는 패션 디자인 발상 단계에서 생성형 AI 기반 시각적 자극을 수집하고 활용하는 과정에서 HAIC 경험을 탐색하고 도출된 패션 디자인 결과물의 창의성 특성을 살펴보았다.

생성형 AI는 패션 디자인 발상 과정에서 온라인 큐레이션 플랫폼과 다른 방식의 시각적 자극 수집 환경을 제공하는 것으로 나타났다. 생성형

AI는 프롬프트 입력과 반복적 수정 과정을 통해 사용자의 의도에 맞는 이미지를 점진적으로 조정하는 방식으로 활용되었지만 온라인 큐레이션 플랫폼은 기존 시각 자료를 탐색·선별·참조하는 방식이었다. 생성형 AI 기반 시각적 자극은 초기 디자인 발상 단계에서 빠른 시각화와 효율적인 아이디어 탐색 측면에서 긍정적으로 평가되었다. 다만, 결과물의 품질과 정서적 성취감, 그리고 의사소통 만족도를 포함한 협업 지원 기능 등은 사용자의 숙련도와 기대 수준에 따라 평가의 편차가 크게 나타났으며, 결과물의 반복성과 비예측성이 주요한 사용자 경험 요소로 도출되었다. 특히 상호작용 과정에서의 비예측성과 불완전한 소통 방식은 일부 참가자에게는 자신의 의도를 정교하게 반영하기 어려운 인지적 부담과 성취감의 저하로 작용한 반면, 다른 참가자에게는 새로운 시각적 자극으로 경험되었다. 전문가 평가에서는 온라인 큐레이션 플랫폼 조건에서 상대적으로 높은 디자인 고착 경향이 나타났지만, 생성형 AI 조건에서는 낮은 고착 수준과 일부 높은 창의성 사례가 관찰되었다. 다만 창의성의 중심 경향은 두 조건에서 유사하게 나타나 특정 플랫폼의 일관된 우수성을 단정하기는 어려웠다. 또한 참가자의 자기평가와 전문가 평가 간 차이가 나타난 점은 생성형 AI 기반 시각적 자극의 효과가 결과물 중심의 평가만이 아닌 사용자가 경험한 탐색 과정과 상호작용 측면에서도 고려할 필요가 있음을 시사한다.

이상의 연구 결과는 생성형 AI 기반 시각적 자극이 패션 디자인 발상 과정에서 빠른 시각화와 새로운 탐색 가능성을 제공하는 동시에, 비예측성과 상호작용성 측면에서 새로운 과제를 제기할 수 있음을 보여준다. 생성형 AI 활용 경험은 단순히 기술에 대한 접근성만으로 결정되기보다 도구와 사용자 간 상호작용 과정과 사용자가 프롬프트를 어떻게 구성하고 생성 결과를 어떻게 해석하며 조정하는지에 따라 달라질 수 있음을 시사한다. 이는 생성형 AI의 효과가 도구 자체의 특성뿐 아니

라 사용자와 과업, 시스템 간의 적합성에 의해서도 결정될 수 있음을 의미한다. 또한 온라인 큐레이션 플랫폼이 현실적인 참고 자료를 확보하고 디자인 아이디어를 구체화하는 데 여전히 유용한 역할을 한다는 점에서 생성형 AI는 기존 온라인 큐레이션 플랫폼을 대체하기보다 상호 보완적 기술로 이해될 수 있다. 따라서 패션 디자인 분야에서 생성형 AI는 자동화 도구라기보다 인간의 디자인 사고와 상호작용하며 창의적 탐색을 지원하는 기술로 논의될 필요가 있다.

본 연구는 패션 디자인 발상 단계에서 생성형 AI 기반의 시각적 자극을 수집하고 활용하는 과정 속 HAIC 경험을 탐색하고, 디자인 결과물의 창의성 특성을 종합적으로 분석하였다는 점에서 의의가 있다. 특히 생성형 AI 활용 과정에서 나타나는 비예측성이 인지적 부담과 창의적 자극이라는 양면적 경험으로 인식될 수 있음을 보여줌으로써, 생성형 AI 기반 디자인 지원 시스템 연구에서 사용자 경험을 함께 고려할 필요성을 제기하였다. 그럼에도 본 연구는 몇 가지 한계를 가진다. 특정 생성형 AI 도구를 중심으로 수행된 제한된 표본의 탐색적 혼합 연구라는 점에서 본 연구 결과의 일반화에는 한계가 있으며, 관찰된 결과는 인과적 관계보다 맥락적 경향으로 해석될 필요가 있다. 또한 참여자의 사전 AI 활용 경험과 기술적 숙련도를 충분히 통제하지 못했다는 점에서, 창의성 평가와 HAIC 경험에 대한 해석에도 신중함이 요구된다. 따라서 후속 연구에서는 다양한 생성형 AI 도구를 대상으로, 사용자 경험, 디자이너의 숙련도, 프롬프트 구성 전략 등에 따른 차이를 체계적으로 검토하여 생성형 AI 기반 시각적 자극 경험과 창의적 결과에 영향을 미치는 요인을 정교하게 규명할 필요가 있다. 또한 장기적인 HAIC 측면에서 사용자 경험과 창의적 수행의 변화를 추적하는 종단적 연구가 이루어져야 할 것이다.

References

- Albert, B., & Tullis, T. (2022). *Measuring the user experience: Collecting, analyzing, and presenting UX metrics*. Morgan Kaufmann.
- Albishri, A. A., & Almisbahi, R. M. (2024). The role of artificial intelligence in fashion design. *Advances in Social Sciences Research Journal*, 11(8), 410-427. <https://doi.org/10.14738/assrj.118.17514>
- Bilda, Z., & Gero, J. (2005). Does sketching off-load visuo-spatial working memory. *Studying Designers*, 5(2005), 145-160.
- Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77-101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Campbell, D. T., & Stanley, J. C. (2015). *Experimental and quasi-experimental designs for research*. Ravenio Books.
- Casakin, H., & Goldschmidt, G. (1999). Expertise and the use of visual analogy: Implications for design education. *Design Studies*, 20(2), 153-175. [https://doi.org/10.1016/S0142-694X\(98\)00032-5](https://doi.org/10.1016/S0142-694X(98)00032-5)
- Chen, H. J., & Lin, Y. F. (2025). Exploring the impact of different tools on metacognitive performance. *In International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 143-153). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-93838-2_9
- Choi, C. K. (2024). A study on the collaboration-based creative process between artificial intelligence and human designer for design creativity education. *Design Research*, 9(4), 412-421. <https://doi.org/10.46248/kidsr.2024.4.412>
- Choi, D., Hong, S., Park, J., Chung, J. J. Y., & Kim, J. (2024, May). Creativeconnect: Supporting reference recombination for graphic design ideation with generative ai. In *Proceedings of the 2024 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-25).
- Chung, K., & Lee, M. (2023). A case study of human-AI co-creation(HAIC) in fashion design. *Journal of Fashion Business*, 27(4), 141-162. <https://doi.org/10.12940/JFB.2023.27.4.141>
- Chung, K., & Lee, M. (2024). Exploring AI for creative fashion image generation through HAIC. *Journal of the Korean Society of Costume*, 74(1), 61-87. <https://doi.org/10.7233/jksc.2024.74.1.061>
- Crilly, N., & Cardoso, C. (2017). Where next for research on fixation, inspiration and creativity in design? *Design Studies*, 50, 1-38. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2017.02.001>
- Deng, H., Jiang, J., Yu, Z., Ouyang, J., & Wu, D. (2024). Cross GAI: A cross-device generative AI framework for collaborative fashion design. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 8(1), 1-27. <https://doi.org/10.1145/3643542>
- Dove, G., Halskov, K., Forlizzi, J., & Zimmerman, J. (2017). UX design innovation: Challenges for working with machine learning as a design material. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 278-288). ACM. <https://doi.org/10.1145/3025453.3025739>
- Dwivedi, D., & Banerjee, S. (2024). GenAI-ing ideas? Understanding human-is collaboration for creative problem solving. *ICIS 2024 Proceedings*, 30. <https://aisel.aisnet.org/icis2024/aiinbus/aiinbus/30>
- Eckert, C., & Stacey, M. (2000). *Sources of inspiration: A language of design*. *Design Studies*, 21(5), 523-538. [https://doi.org/10.1016/S0142-694X\(00\)00022-3](https://doi.org/10.1016/S0142-694X(00)00022-3)
- Goldschmidt, G. (1991). The dialectics of sketching. *Creativity Research Journal*, 4(2), 123-143. <https://doi.org/10.1080/10400419109534381>
- Goldschmidt, G., & Smolkov, M. (2006). Variances in the impact of visual stimuli on design problem solving performance. *Design Studies*, 27(5), 549-569. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2006.01.002>
- Gonçalves, M., Cardoso, C., & Badke-Schaub, P. (2016). Inspiration choices that matter: the selection of external stimuli during ideation. *Design Science*, 2, e10. <https://doi.org/10.1017/dsj.2016.10>
- Goodhue, D. L., & Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS Quarterly*, 19(2), 213-236. <https://doi.org/10.2307/249689>
- Griebel, M., Flath, C., & Friesike, S. (2020). Augmented creativity: Leveraging artificial intelligence for idea generation in the creative sphere. *ECIS 2020 Research-in-Progress Papers*, 77.
- Guo, Z., Zhu, Z., Li, Y., Cao, S., Chen, H., & Wang, G. (2023). AI assisted fashion design: A review. *IEEE Access*, 11, 88403-88415. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3306235>
- Hartmann, M. (2009, January). Challenges in developing user-adaptive intelligent user interfaces. In *LWA* (pp. ABIS-6).
- Jameson, A. D. (2009). Understanding and dealing with usability side effects of intelligent processing. *AI Magazine*, 30(4), 23-40. <https://doi.org/10.1609/aimag.v30i4.2274>
- Jang, S. H. (2016). The creativity forecasting of design idea sketches according to the ambiguity of visual stimuli and idea-sharing situations. *The Journal of the Korea Contents Association*, 16(4), 275-288. <https://doi.org/10.5392/jkca.2016.16.04.275>
- Jang, S. H., Oh, B., Hong, S., & Kim, J. (2019). The effect of ambiguous visual stimuli on creativity in design idea generation. *International Journal of Design Creativity and Innovation*, 7(1-2), 70-98.

- https://doi.org/10.1080/21650349.2018.1473809
- Jansson, D. G., & Smith, S. M. (1991). Design fixation. *Design Studies*, 12(1), 3-11. https://doi.org/10.1016/0142-694X(91)90003-F
- Jiang, J., Wu, D., Deng, H., Long, Y., Tang, W., Li, X., ... & Qi, T. (2024). HAIGEN: Towards human-AI collaboration for facilitating creativity and style generation in fashion design. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 8(3), 1-27. https://doi.org/10.1145/3678518
- Jin, Y., & Lee, K. (2024, June). Human-AI co-creation in fashion design ideation and sketching: An empirical study. In *Proceedings of IEEE/CVF Computer Vision and Pattern Recognition Conference (CVPR), CVFAD Workshop*. Seattle, USA.
- Jin, Y., Yoon, J., Self, J., & Lee, K. (2024). Understanding fashion designers' behavior using generative AI for early-stage concept ideation and revision. *Archives of Design Research*, 37(3), 25-45. http://dx.doi.org/10.15187/adr.2024.07.37.3.25
- Kim, S. J. (2024). Generative artificial intelligence in collaborative ideation: Educational insight from fashion students. *IEEE Access*, 12, 49261-49274. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3382194
- Kim, Y. (2023). Analysis of text-based image technology generated by Smart AI of ChatGPT, Midjourney, Stable Diffusion, and Blockade Labs. *Journal of Communication Design*, 85, 152-162. https://doi.org/10.25111/jcd.2023.85.11
- Kim, Y. R. (2002). Understanding and experience of qualitative research method. *Journal of Critical Social Welfare*, (13), 73-109.
- Lee, C., & Lee, J. (2021). The applicability of artificial intelligence based design tools on fashion design thinking. *Journal Korea Society of Visual Design Forum*, 26(2), 155-170. https://doi.org/10.21326/ksdt.2021.26.2.014
- Lee, K. Y. (2021). *Enhancing creative ideation in fashion design education* [Unpublished doctoral dissertation]. Ewha Womans University.
- Lee, W. (2020). Fashion design education using deep dream generator in intelligence information society. *Journal of the Korean Society of Design Culture*, 26(2), 429-446. https://doi.org/10.18208/ksdc.2020.26.2.429
- Lee, Y. H., & Chiu, C. Y. (2023). The impact of AI text-to-image generator on product styling design. In *International Conference on Human-Computer Interaction* (pp. 502-515). Springer Nature Switzerland.
- Lee, Y. K. (2022). How complex systems get engaged in fashion design creation: Using artificial intelligence. *Thinking Skills and Creativity*, 46, 101137. https://doi.org/10.1016/j.tsc.2022.101137
- Linsey, J. S., Tseng, I., Fu, K., Cagan, J., Wood, K. L., & Schunn, C. (2010). A study of design fixation, its mitigation and perception in engineering design faculty. *Journal of Mechanical Design*, 132(4), 041003. https://doi.org/10.1115/1.4001110
- Lund, A. M. (2001). Measuring usability with the use questionnaire. *Usability interface*, 8(2), 3-6.
- Maher, M. L. (2012). Computational and collective creativity: Who's being creative? In T. Veale, K. F. McCarthy, & A. J. O'Neill (Eds.), *Computational Creativity* (67-86). Springer.
- Mazzone, M., & Elgammal, A. (2019). Art, creativity, and the potential of artificial intelligence. *Arts*, 8(1), 26. https://doi.org/10.3390/arts8010026
- Mohanani, R., Salman, H., Turhan, B., & Petersen, K. (2019). Requirements fixation: A systematic review and implications for design creativity. *Journal of Systems and Software*, 153, 1-19. https://doi.org/10.1016/j.jss.2019.03.071
- Nagasundaram, M., & Bostrom, R. P. (1994). The structuring of creative processes using GSS: A framework for research. *Journal of Management Information Systems*, 11(3), 87-114. https://doi.org/10.1080/07421222.1994.11518051
- Oh, C., Song, J., Choi, J., Kim, S., Lee, S., & Suh, B. (2018). I lead, you help but only with enough details: Understanding user experience of co-creation with artificial intelligence. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-13). https://doi.org/10.1145/3173574.3174223
- Park, S. (2024). *Image generation artificial intelligence service satisfaction comparison study* [Master's thesis]. Kyung Hee University.
- Patton, M. Q. (2015). *Qualitative research & evaluation methods: Integrating theory and practice* (4th ed.). Sage Publications.
- Rizzi, G., & Bertola, P. (2025). Exploring the generative AI potential in the fashion design process: An experimental experience on the collaboration between fashion design practitioners and generative AI tools. *European Journal of Cultural Management and Policy*, 15, 13875. https://doi.org/10.3389/ejcmp.2025.13875
- Rizzi, G., & Vandi, A. (2023). Artificial intelligence in fashion design education: Redefining creative processes towards designer-AI co-creation. In *ICERI 2023 Proceedings* (pp. 3905-3912). IATED. https://doi.org/10.21125/iceri.2023.0977
- Saghafi, M. R., & Aashraf ganjooie, M. A. (2016). The effect of visual stimuli and its quality on the design creativity of architecture students. *Iranian Journal of Engineering Education*, 18(71), 127 - 143. https://doi.org/10.22047/ijee.2016.31969
- Saputra, R. A. V. (2024). The role of the social media

- platform Pinterest as a creative media reference for generation Z students. *English Learning Innovation*, 5(2), 207-222. <https://doi.org/10.22219/englie.v5i2.35115>
- Schön, D. A. (1983). *The reflective practitioner: How professionals think in action*. Basic Books.
- Schön, D. A., & Wiggins, G. (1992). Kinds of seeing and their functions in designing. *Design Studies*, 13(2), 135-156. [https://doi.org/10.1016/0142-694X\(92\)90268-F](https://doi.org/10.1016/0142-694X(92)90268-F)
- Scolere, L., & Humphreys, L. (2016). Pinning design: The curatorial labor of creative professionals. *Social Media+Society*, 2(1), 2056305116633481. <https://doi.org/10.1177/2056305116633481>
- Sio, U. N., Kotovsky, K., & Cagan, J. (2015). Fixation or inspiration? A meta-analytic review of the role of examples on design processes. *Design Studies*, 39, 70-99. <https://doi.org/10.1016/j.destud.2015.04.004>
- Suwa, M., & Tversky, B. (1997). What do architects and students perceive in their design sketches? A protocol analysis. *Design Studies*, 18(4), 385-403. [https://doi.org/10.1016/S0142-694X\(97\)00008-2](https://doi.org/10.1016/S0142-694X(97)00008-2)
- Webb, J., & Aulgur, S. (2022). Blurred lines: Social media in the design studio [Conference presentation]. In *Annual Conference for the Interior Design Educators Council (IDEC), Virtual Presentation*. <https://idec.org/annual-conference-proceedings>.
- Wickens, T. D., & Keppel, G. (2004). *Design and analysis: A researcher's handbook* (Vol. 860). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice-Hall.
- Yin, Y., Wang, P., & Childs, P. R. (2022). Understanding creativity process through electroencephalography measurement on creativity-related cognitive factors. *Frontiers in Neuroscience*, 16, 951272. <https://doi.org/10.3389/fnins.2022.951272>
- Youmans, R. J., & Arciszewski, T. (2014). Design fixation: Classifications and modern methods of prevention. *AI EDAM*, 28(2), 129-137. <https://doi.org/10.1017/s0890060414000043>