

생성디자인 방법론의 비교 및 활용방안에 관한 연구

파라메트릭, 위상최적화 및 생성형 AI 접근법을 중심으로

A study on the comparison and utilization of generative design methodologies

Focusing on parametric, topological optimization, and generative AI approaches

주 저 자 : 진현오 (Jin, Hyon O) 동의대학교 디자인학과 강사
hyonjin@gmail.com

공 동 저 자 : 강재철 (Kang, Jae Cheol) 동의대학교 디자인학과 교수

Abstract

In recent years, generative design methodologies utilizing artificial intelligence (AI) have gained significant attention in the design field. Integrating topology optimization, parametric design, and generative AI design has become a major research focus in practical applications. This study analyzes these generative design methodologies and examines their roles and limitations in the design process. Furthermore, a new framework, PAX, is proposed by merging the PERT system with the AI Experience (AX) design methodology, providing a systematic approach to AI-driven design processes. The research methodology includes literature review and case studies to examine how each generative design methodology is applied in real-world design workflows. Based on this analysis, their effectiveness and complementary utilization strategies were derived. The findings indicate that topology optimization excels in weight reduction and structural stability, while parametric design is effective in iterative and adaptive modifications. Additionally, generative AI design plays a crucial role in design exploration and creativity but requires improved controllability and reliability. The proposed PAX framework aims to effectively integrate these generative design methodologies, ensuring optimal utilization of AI within the design process.

Keyword

Generative Design(생성디자인), Parametric Design(파라메트릭 디자인), Topology Optimization Design(위상최적화 디자인)

요약

최근 디자인 분야에서는 인공지능(AI)을 활용한 생성디자인(Generative Design) 방법론이 주목받고 있으며, 이를 위상최적화(Topology Optimization), 파라메트릭 디자인(Parametric Design), 생성형 AI 디자인(Generative AI Design)과 접목하여 실무에 적용하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 본 연구에서는 이러한 생성디자인 방법론을 분석하고, 각 방법론이 실제 프로세스에서 수행하는 역할과 한계를 규명하였다. 또한, PERT 시스템과 AX(AI Experience) 디자인 방법론을 융합한 PAX 프레임워크를 제안하여, AI 기반 디자인 프로세스의 체계적 접근 방안을 제시하였다. 연구 방법으로 문헌 분석과 사례 연구를 수행하여, 각 생성디자인 방법론이 실제 디자인 과정에서 어떻게 적용되는지를 검토하고, 이를 기반으로 효율성과 상호 보완적 활용 방안을 도출하였다. 연구 결과, 위상최적화는 경량화 및 구조적 안정성 확보에 강점을 가지며, 파라메트릭 디자인은 디자인 변형 및 반복 작업에 효과적인 것으로 나타났다. 또한, 생성형 AI 디자인은 디자인 탐색과 창의적 아이디어 도출에서 중요한 역할을 하지만, 제어 가능성과 신뢰성 확보가 필요함을 확인하였다. 본 연구에서 제안한 PAX 프레임워크는 생성디자인 방법론을 보다 효과적으로 통합하고, 디자인 프로세스에서 AI의 최적 활용을 가능하게 할 것으로 기대된다.

목차

1. 서론

- 1-1. 연구 배경 및 필요성
- 1-2. 연구의 범위와 방법

2. 이론적 배경

- 2-1. 생성디자인의 개념 및 발전과정
- 2-2. 접근법의 비교 및 종합적 고찰

3. 분석 및 논의

- 3-1. 각 생성 디자인 방법론의 특성 비교
- 3-2. 각 생성 디자인 방법론의 효용성과 한계
- 3-3. 각 생성 디자인 방법론의 상호 보완적 활용 방안

1. 서론

1-1. 연구의 배경 및 목적

디지털 전환이 가속화됨에 따라 디자인 산업에서도 인공지능(AI) 및 자동화 기술을 활용한 생성디자인(Generative Design) 방법론이 중요한 역할을 하고 있다. 기존의 디자인 방식은 디자이너의 경험과 직관에 의존하여 형태를 생성하고 수정하는 과정이었으나, 최근에는 파라메트릭 디자인, 위상최적화 디자인, 생성형 AI 디자인 등의 기법이 도입되면서 효율성과 창의성을 동시에 확보할 수 있는 방향으로 변화하고 있다. 특히, 다양한 산업군에서 디자인 자동화와 최적화를 통해 시간과 비용을 절감하고 있으며, 제품 성능과 혁신성을 동시에 확보할 수 있는 방법론이 요구되고 있다. 하지만 각 방법론이 가진 핵심 프로세스, 효용성, 한계에 대한 체계적 비교 및 분석은 상대적으로 미흡한 상황이다. 이에 따라 디자이너들이 적절한 디자인 방법론을 선택하고 활용할 수 있도록 각 방법론의 특성을 명확히 규명할 필요가 제기된다. 이에 따라 디자인 씽킹 프로세스와 PERT 시스템 그리고 AX(AI Experience) 디자인 방법론을 결합하여 보다 체계적이고 효율적인 디자인 프로세스를 구축할 필요성이 대두된다. 본 연구는 이러한 필요성을 기반으로, 생성디자인 방법론의 역할과 효과적인 활용 방안을 분석하고, 이를 바탕으로 새로운 디자인 프레임워크(PAX Framework)를 제안하는 것을 목적으로 한다.

1-2. 연구의 범위와 방법

본 연구는 산업디자인에 있어 생성디자인을 파라메트릭 디자인, 위상최적화 디자인, AI 기반 생성디자인 세 가지 방법론으로 범주화하고 이들의 핵심 구성요소(예: Parameter Component, Assemble, Control 등), 모델링 방식(구축조건 기반 vs. 번식기반) 및 효용성과 한계를 비교 분석한다. 이를 바탕으로 각 생성디자인 방법론의 상호보완적 활용 방안을 분석하고 대안적 프레임워크를 제안함으로써 생성디자인 방법론이 보다 정교화되고 실무에서 폭넓게 활

4. 결론

참고문헌

용될 수 있도록 기초적인 이론적, 실무적 가이드를 제공하는 것을 연구의 범위로 한다. 주요 연구 방법으로는 기존 연구를 기반으로 생성디자인 방법론의 개념 및 적용사례를 분석한 문헌 연구, 다양한 산업군에서 활용되고 있는 생성디자인 방법론의 사례를 분석하여 실질적인 적용 가능성을 평가하는 사례 연구, 비교 연구 등의 정성적 분석을 통해 각 방법론의 효용성과 한계 및 상호 보완적 활용 방안을 도출할 계획이다. 또한 이러한 결과를 바탕으로 디자인 씽킹, PERT 시스템, AX디자인 프로세스를 융합한 새로운 디자인 프레임워크를 설계하고 이를 매트릭스로 시각화 한다.

2. 이론적 배경

2-1. 생성디자인의 개념 및 발전 과정

생성 디자인(generative design)은 알고리즘과 컴퓨터 기반 프로세스를 활용하여 다양한 형태와 구조를 자동으로 생성하는 디자인 접근법으로, 20세기 후반부터 컴퓨터 지원 디자인(CAD)과 함께 발전해왔다. 초기에는 주로 수학적 알고리즘에 의존한 파라메트릭 디자인이 중심을 이루었으나, 최근에는 위상최적화 및 인공지능(AI) 기술의 발전에 힘입어 보다 복잡하고 유연한 디자인 생성이 가능해졌다. 이러한 발전은 디자인의 다양성과 효율성, 그리고 생산 과정의 혁신을 동시에 추구할 수 있는 새로운 가능성을 제시하고 있다.

Krish(2011)에 따르면, 생성디자인 연구는 1970년대 Lindenmayer(1975)와 Meinhardt(1976)의 초기 연구로부터 시작되어, 1989년 파라메트릭 CAD 도구의 등장과 함께 본격적으로 발전하였다. Krish는 생성디자인을 “디자이너가 주도하며 매개변수로 제약된 디자인”으로 정의하며, 이는 히스토리 기반 파라메트릭 CAD 시스템 상에서 기하학적 생존 가능성, 제조 가능성, 비용 등의 다양한 제약 조건을 적용하는 탐색 프로세스임을 강조한다.¹⁾

또한, Kallioras(2020)는 생성디자인의 기원이 자연을 모방한 디자인 알고리즘에 있으며, 전통적 디자인 개념화 방식과 달리 합성(Synthesis) 개념에 기반한 혁신적인 방법론임을 언급한다. 생성디자인은 건축, 자동차, 항공우주, 건설 등 다양한 분야에 적용되며, 디자인 탐색, 강화 학습을 통한 설계 최적화, 토폴로지 최적화, CAD/CAM, 재료디자인, CAE, 역설계 등으로 세분화되어 활발하게 연구되고 있다.²⁾

또한, AI 알고리즘과 클라우드 컴퓨팅 기술을 활용하여 디자이너나 엔지니어가 목적, 재질, 제조법, 가격대 등 디자인 관련 제반 사항을 입력하면 수많은 디자인 결과를 신속하게 제공하는 프로세스로 발전하고 있으며, 이를 통해 디자이너는 감성적 판단을 통해 최종 디자인을 선택하게 된다.³⁾

건축 분야에서는 생성디자인의 목적을 공간적으로 탐사하면서도 효율적이고 구축 가능한 디자인을 생성하는 새로운 디자인 프로세스를 만드는 것으로 정의하기도 하며⁴⁾, Singh & Gu(2012)는 생성디자인이 더 넓은 디자인 공간을 탐색하고, 컨셉 디자인 단계에서 예상치 못한 새로운 영감을 제공하는 모든 디지털 디자인 모델로 이해된다고 설명한다.⁵⁾

2-1-1. 파라메트릭 디자인(Parametric Design)

파라메트릭 디자인은 사전에 정의된 매개변수(Parameter)를 기반으로 디자인 요소들을 조합·변형하는 기법으로, 구성 요소, 예를 들어 Parameter Component, Assemble, Control을 통해 디자인의 형태와 구조를 제어한다. 이는 자연 형태의 원리를 반영하는 동시에, 규칙 기반의 논리적 접근을 통해 디자인의 일관성과 다양성을 동시에 확보하는 데 강점을

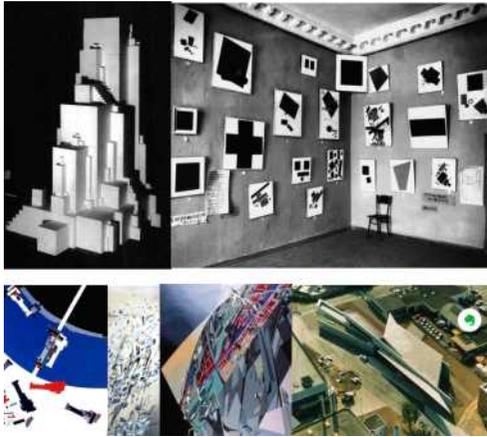
가진다.

실제 산업디자인 분야에서는 건축, 자동차, 가구 등 다양한 분야에서 파라메트릭 디자인이 활용되고 있다. 그러나 매개변수 설정에 따른 제약과 번식 기반 모델링의 한계 등으로 인해 창의적 다양성 및 감성적 측면에서는 제한적인 면모를 보일 수 있다. Parametricism은 원래 건축의 한 스타일로 시작되어, BIM(Building Information Modeling)의 전 세계적 확산과 법제화에 힘입어 계산 분석 및 최적화 기술을 기반으로 하는 현대 엔지니어링 요구에 부응하는 디자인 방법론으로 발전하였다. 다른 스타일들이 적응형 구조와 구조적 차별화의 효율성 문제로 한계를 보이는 반면, Parametricism은 매개변수 변형과 기하학적 트랜스코딩을 통해 기술적 기능에서 우월한 성능을 발휘한다.⁶⁾

역사적 맥락에서는, 21세기 디지털 파라메트릭 디자인이 20세기 초 말레비치가 주장한 ‘형식의 비논리주의’와 ‘입체미래주의적 리얼리즘’이라는 절대주의적 미학과 연결됨을 볼 수 있다. 이러한 절대주의 회화 원칙은 Zaha Hadid의 초기 작품에서 현실의 공간을 절대주의적 방식으로 재해석하는 데 영향을 주었으며,⁷⁾ Peter Eisenman, Frank Gehry, Rem Koolhaas, Wolf Prix, 그리고 Greg Lynn과 같은 젊은 세대 디자이너들이 해체주의를 계승 발전시킨 결과로 나타난다. 1990년대 아방가르드주의와 “건축에서의 접기” 운동, 그리고 1994년 Columbia 대학의 “페이퍼리스 스튜디오” 구축과 같은 혁신적 시도가 Parametricism 발전에 기여하였다.⁸⁾

1) Krish, R.. Generative Design: Parametric Constraints and Exploration. Design Journal, 2011, 14, 85-92. pp.87-89
 2) Kallioras, N. Natural Algorithms in Generative Design. International Journal of Design Computing, 2020, 5, 50-68, pp.52-59
 3) Jung, S. W. AI and Cloud Computing in Generative Design Processes. Journal of Digital Innovation, 2019, 3, 100-118. p.105
 4) Shea, P. et al. The Integration of Generative Design in Spatial Innovation. Automation in Construction, 2005, 14, 23-30. p.29
 5) Singh, R. & Gu, N. Exploring the Design Space: Generative Design Approaches. Journal of Advanced Manufacturing, 2012, 19, 75-90. p.81

6) P. Schumacher, Parametricism: Design and Computation in Contemporary Architecture, 2020, pp.213-217
 7) Choi, Y.H., Absolute Aesthetics in Contemporary Painting”, Journal of Art Theory, 2019, p.636, Lib, “Zaha Hadid’s Early Works and the Influence of Absolute Painting”, Architectural Review, p.641.
 8) P. Schumacher, Digital Architecture and the Paperless Studio, 2013.



[그림 1] <Architecture Zeta> (좌상) 1926. 전시
 광경(우상) 1915.(좌하),(우하) (출처 Choi, Y.H. 2019)

또한, 최근 구조공학에서는 기존의 유형학 패러다임에서 벗어나 위상학 패러다임으로 전환되며, 자연의 무한한 형태를 반영하는 새로운 구조적 가능성이 모색되고 있다.⁹⁾ Parametricism은 수학적 원리를 기반으로 파라미터를 변수화하여 디자인 결과물을 생성하는 소프트웨어적 방법론으로, 전통적 스케치나 실물 모델링과 달리 객체 간의 연관성을 수학적 알고리즘으로 논리적으로 정의하고, 'Part-Assembly-Drawin-g' 프로세스를 통해 매개변수 수정 시 모든 관련 정보가 동시에 반영되는 완전 연관 시스템을 구현한다. 이로 인해 다양한 대안적 디자인(Parametric Variations)을 효과적으로 생성할 수 있다.¹⁰⁾

2-1-2. 위상최적화 디자인(Topology Design)

위상 최적화는 전통적인 디자인 변수인 모양이나 크기를 직접 다루지 않고, 전체 디자인 공간을 이산화하여 각 요소의 재료 밀도를 할당하는 방식이다. 이 방식은 다양한 토폴로지를 표현할 수 있으며, 준수 최소화와 같은 목표에 대해 최적의 설계를 도출하는 데 활용된다.¹¹⁾ 또한, 토폴로지 최적화는 파라메트릭 생

9) P. Schumacher, "From Typology to Topology: New Paradigms in Structural Engineering", Engineering Structures, 2017.

10) Park, I.S., Digital Design Systems and Parametric Modeling, 2012, p.47
 Seo, H.J., "Parametric Variations in Contemporary Design", Design Software Journal, 2014, p.8

11) Bendsoe, M. P. & Sigmund, O. Topology Optimization: Theory, Methods, and Applications. Springer. 2013, p.35-38

성디자인의 한계를 보완하기 위한 솔루션으로, 단일 최적 설계 대신 다양한 설계안을 자동으로 생성할 수 있도록 한다.¹²⁾ Matejka 등(2018)은 디자이너가 다양한 힘, 경계 조건, 체적 분율, 복셀 크기, 재료 및 제조 제약 등의 매개변수를 조절함으로써 여러 디자인 변형을 얻고 문제 정의에 기여할 수 있음을 제시하였다.¹³⁾ 한편, Autodesk는 클라우드 기반 병렬 계산과 사용자 인터페이스 연구를 통해 토폴로지 최적화 기반 생성 디자인 접근법을 실제 CAD 도구(Generative Design, Autodesk, 2021)로 구현하며 산업 현장에서 활용 중이다.¹⁴⁾ 위상최적화 디자인은 재료 분포와 구조적 효율성을 최적화하는 수학적 모델을 기반으로 하며, 특히 경계 조건과 하중 조건 하에서 최적의 형태를 도출하는 데 초점을 맞춘다. 이 접근법은 구조적 효율성과 경량화를 동시에 달성할 수 있다는 점에서 공학 및 디자인 분야에서 주목받고 있다.

최근 위상최적화 디자인은 CAD와 시뮬레이션 기술의 발전과 함께 복잡한 곡면과 구조적 미학을 구현하는 데 활용되고 있으며, 특히 항공기, 자동차 부품, 건축 구조물 등에서 적용 사례가 증가하고 있다. 그러나 미학적 감성이나 사용자 경험 측면에서는 추가적인 보완이 필요하다는 지적이 있다.¹⁵⁾

2-1-3. 생성형 AI 디자인(Generative AI Design)

생성형 AI(Generative AI)는 입력된 데이터를 학습하여 새로운 콘텐츠(텍스트, 이미지, 음성, 영상, 3D 모델 등)를 생성하는 인공지능 기술을 의미한다. 기존의 규칙 기반 또는 분석 중심 AI와 달리, 패턴을 학

12) Kallioras, N. Generative Design and Topology Optimization: Bridging the Gap. Journal of Design Methods, 2020, pp. 112-115
 Kunakote, V. & Burerat, R. Diversifying Definitions in Topology Optimization. International Journal of Computational Design, 2011, pp.78-82

13) Matejka, K. et al. Generative Design Based on Topology Optimization: Exploring Parameter Variations. Design Automation Conference Proceedings, 2018, pp.52-55

14) Autodesk. Generative Design. Autodesk Official Documentation, 20221, pp.10-14
 Vlah, et al. Cloud-Based Parallel Computation for Topology Optimization in Generative Design. Computational Design Journal, 2020, pp. 89-94

15) Chen, et al. User Interface Research in Topology Optimization-Based Generative Design. Design Interaction Studies, 2018, pp. 120-124

습하고 새로운 조합을 생성하는 능력을 갖추고 있으며, 창의적 작업을 지원하거나 대체할 수 있는 기술로 주목받고 있다. 대표적인 기술로는 생성적 적대 신경망(GAN, Generative Adversarial Networks), 변환기(Transformer) 기반 모델(GPT, BERT 등), 확산 모델(Diffusion Model) 등이 있다.¹⁶⁾

일례로 Fusion 360은 오토데스크의 생성디자인 도구로, Define, Generate, Explore, Fabricate의 4단계 프로세스로 구성된다. Define 단계에서 디자이너는 성능 기준, 기능, 생산방법 등을 입력하며, Generate 단계에서 AI가 조건에 맞는 디자인을 생성한다. Explore 단계에서는 반복적인 조정과 평가를 통해 최적의 디자인을 찾고, Fabricate 단계에서 3D 프린팅 또는 설계도로 변환된다.¹⁷⁾ AI 기반 생산 디자인은 전통적 프로세스를 자동화하여 생산성을 높이며, 디자이너의 역할이 제작에서 판단 중심으로 변화하고 있다.¹⁸⁾

또한, 생성디자인의 자연친화적 디자인 언어는 건축 및 디자인 전반에서 유기적인 형태를 통합하며, 전통적인 대칭과 비율 개념에서 벗어나 보다 역동적이고 복잡한 자연 형성 원리를 반영한다.¹⁹⁾

Alberti(2016)는 르네상스 및 신고전주의 전반에서 대칭과 엄격한 비율 규칙을 강조했다. 19세기 이후 모더니즘과 카오스 이론을 통해 비대칭적이고 동적인 구성이 가능해졌다.²⁰⁾ 생성디자인은 이러한 자기 조직화 원리를 반영하여 보다 자연적인 디자인 접근 방식을 제공한다.²¹⁾

16) IBM, https://www.ibm.com/kr-ko/topics/generative-ai?utm_source=chatgpt.com, 2025.02

17) Cho, S. AI-Based Generative Design Process in Fusion 360. *Journal of Industrial Design*, 2020, pp. 67-71.

18) Cho, S. (2020). AI and Designer's Role in Generative Design. *Design Process Studies*, 2020, pp. 89-92.

19) Urbanism & Design Theory. Sustainable and Organic Forms in Generative Design. *Architectural Review*, 2019, pp. 45-49.

20) Alberti, L. B. *De Re Aedificatoria*. Translated Edition, pp. 102-106. 2016

21) Chaos Theory and Generative Design. From Order to Complexity: Evolution of Design Forms. *Computational Architecture Journal*, 2021, pp. 130-135.

최근 AI 기술의 비약적 발전과 함께, AI 기반 생성 디자인은 디자인 프로세스의 자동화 및 개인화에 큰 기여를 하고 있다. 다양한 실시간 데이터와 사용자 피드백을 반영하여 최적의 디자인을 도출하는 사례가 증가하고 있으며, 이로 인해 사용자 맞춤형 디자인 및 효율적 생산 시스템 구축이 가능해지고 있다. 다만, 기술적 복잡성과 데이터 의존성 문제, 그리고 감성적 측면의 해석 문제 등이 여전히 연구 과제로 남아 있다.

2-2. 생성디자인 접근법의 비교 및 종합적 고찰

이론적 배경을 통해 살펴본 바와 같이, 파라메트릭 디자인, 위상최적화 디자인, AI 기반 생성 디자인은 각기 다른 철학과 접근법을 지니면서도 상호 보완적인 특성을 나타낸다.

파라메트릭 디자인은 명시적 매개변수 설정과 논리적 구조에 중점을 두며, 초기 생성 디자인의 기반을 마련하였다. 디자이너의 개입이 크고 반복적으로 활용할 수 있는 디자인 방식을 제공하지만, 복잡성이 증가할수록 조정이 어려워지는 단점이 있다.

위상최적화 디자인은 구조적 효율성과 물리적 제약 조건 하에서 최적의 형태를 도출하는 데 집중하는 반면, 미학적 감성의 반영에는 한계가 있다.

AI 기반 생성 디자인은 데이터 학습을 통한 창의적 디자인 생성 가능성을 제시하며 가장 자동화된 접근법으로 다양한 디자인 대안을 탐색할 수 있으나, 기술적 복잡성과 해석의 불투명성과 높은 연산 비용과 설정의 복잡성이 단점이다. 이를 요약한 내용은 아래 [표 1]과 같다.

[표 1] 생성디자인 접근법의 통시적 비교(연구자 정의)

구분	설계 방식	디자인 목표	설계자 개입
파라메트릭 디자인 (Parametric Design)	수학적 규칙과 알고리즘을 기반으로 변수 조정	특정 규칙에 따른 반복적 디자인 생성	높음 (디자이너가 직접 매개변수 설정)
위상 최적화 (Topology Optimization)	주어진 공간에서 최적의 구조를 찾아 재료 배치 최적화	구조적 강도 및 성능을 최적화	중간 (설계자가 초기 조건과 제약을 설정)
AI 기반 생성디자인	AI가 다양한 입력 변수	다중 목적 최적화 및	낮음 (AI가 디자인 생성)

(Generative Design)	조합을 통해 최적 디자인 생성	새로운 디자인 탐색	및 최적화)
---------------------	------------------	------------	--------

3. 분석 및 논의

본 연구는 파라메트릭 디자인, 위상최적화 디자인, 그리고 AI 기반 생성 디자인 세 가지 접근법의 이론적 특성과 실제 적용 사례를 비교·분석하는 데 초점을 둔다. 이를 위해 문헌 조사, 사례 분석 및 비교분석을 결합한 방식을 채택하였다. 이에 아래와 같은 논의 사항을 조작적 정의한다.

첫째, 각 생성 디자인 방법론은 어떠한 핵심 구성요소와 프로세스를 가지고 있는가?

둘째, 이들 방법론이 디자인 결과물에 미치는 효율성과 한계는 무엇인가?

셋째, 세 가지 방법론 간의 비교를 통해 상호 보완적 활용 방안은 무엇인가?

3-1. 각 생성 디자인 방법론의 특성 비교

3-1-1. 파라메트릭 디자인 방법론의 핵심구성요소와 프로세스

시대별 파라메트릭 디자인 발전과정을 살펴보면 초기인 1980년대 후반에는 디자이너가 매개변수를 통제하며 형태 실험을 수행하는 형태로 시작되었다. 이는 엔지니어와 수직적 소통이 이루어지던 시기이다. 중기 이후인 2000년대로 접어들면서 공간성과 맥락을 고려하여 공학적인 적용이 시도된다. 이 시기는 디자이너와 엔지니어의 수평적 협업이 진행된 특징이 있다. 현대로 접어들면서 BIM 기반, 즉 다층적 데이터 기반으로 건물 전체 시스템을 관리하게 되면서 위상 최적화와 AI 활용이 증가하게 된다.

파라메트릭 디자인(Parametric Design)은 기존 3D 모델링의 한계를 극복하는 컴퓨터 기반 생성디자인 시스템으로, Parameter Component, Parameter Assemble, Parameter Control의 세 가지 요소로 구성된다.²²⁾ 이를 요약한 내용은 아래 [표 2]와 같다.

22) Kim, U. Parametric Design Research: A Study on the Attributes and Combination Methods of Design Elements, Journal of the Korean Society of Design Science, 2009, 20(4), 356-368. p.356

[표 2] 파라메트릭 디자인 핵심구성요소(연구자 정의)

구분	내용
Parameter Component	디자인 개체들의 속성, 관계, 제약사항을 정의
Parameter Assemble	개체들의 상호관계를 정의하여 조합 가능하도록 함
Parameter Control	조합된 요소들을 디자인 규범과 관계 수식을 통해 조정

파라메트릭 디자인의 특징은 유기적(Organic), 기하학적(Geometric), 비정형적(Nonlinear) 세 가지로 요약할 수 있다.²³⁾

먼저 유기적 특징은 L-system, Voronoi 다이어그램 등의 자연 형상화를 위한 알고리즘 적용을 통한 자연 형상화를 할 수 있는 특징이다.

다음으로 기하학적 특징은 기본 형태를 왜곡 반복하여 오브제의 스킨을 구현할 수 있는 것이다. 꼭으로 비정형적 특징은 내부·외부 공간을 자유로운 곡면으로 구성하는 특징을 의미한다. 이러한 특징을 가진 파라메트릭 디자인은 조합된 모듈의 자동 생성 원리를 활용하여 형태적 결과물이 기하급수적으로 증가한다.²⁴⁾

이는 자연법칙과 유사한 패턴 조합(테셀레이션)을 형성하여 항상성(Constancy)과 일관성(Coherence)을 유지하는 특징을 갖는다.

이러한 특징을 가진 파라메트릭 디자인 프로세스는 매개변수와 알고리즘을 활용하여 여러 가지 이점을 제공하는데 크게 3가지로 요약하면 아래와 같다.

첫째, 디자인 수정이 보다 효율적으로 이루어진다.²⁵⁾ 일반적으로 2D 및 3D 지오메트리의 변경은 상

23) Park, H. Study on the Formativeness of Parametric Design: Analysis of Geometrical Characteristics and Design Application Cases, Architectural Design Research, 2019, 31(2), 114-130. p.114

24) Yoon, S. Tessellation Research: Correlation between Natural Patterns and Architectural Design, Journal of the Architectural Institute of Korea, 2018, 34(5), 527-540.p.527

25) Lee, Y. Application of Parametric Design to Topology Optimization. Journal of Computational Design, 2009. 11(4), 223-231.

당한 시간과 노력이 요구되는 작업이다. 그러나 파라메트릭 디자인에서는 특정 요소의 매개변수를 조정하면 전체적인 구조를 유지하면서도 해당 부분이 자동으로 업데이트된다. 이를 통해 디자인 변경이 간편해지고, 반복적인 수정 과정에서도 이전 작업과의 일관성을 유지할 수 있다.

둘째, 반복적인 패턴을 포함하는 디자인에서는 작업 시간이 크게 단축된다.²⁶⁾ 예를 들어, 자동차의 라디에이터 그릴과 같이 동일한 패턴이 반복되는 디자인을 생성할 때, 파라메트릭 알고리즘을 활용하면 특정 형태와 크기를 정의한 후 자동으로 변형된 패턴을 생성할 수 있다(Development Of Stunning Sports Car, 2019). 만약 이를 수작업으로 처리해야 한다면, 동일한 개체를 개별적으로 복제하고 정렬하는 데 상당한 시간이 소요될 것이다. 따라서 파라메트릭 접근 방식은 디자인 프로세스를 보다 체계적이고 신속하게 수행할 수 있도록 돕는다.

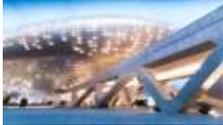
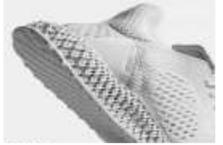
셋째, 파라메트릭 알고리즘을 직접 설계하면 기존 디자인 틀보다 다양한 결과물을 효과적으로 생성할 수 있다. 전통적인 디자인 방식에서는 디자이너의 창의력과 경험이 결과물의 한계를 결정하는 요소가 된다. 반면, 파라메트릭 디자인은 복잡한 알고리즘과 다중 매개변수를 활용하여 예상하지 못한 다양한 형태를 생성할 수 있는 가능성을 제공한다. 이는 창의성을 확장하는 도구로서 역할을 하며, 디자인의 새로운 가능성을 탐색하는 데 기여할 수 있다.²⁷⁾ 이상의 내용을 대표적인 사례로 요약 설명하면 아래 [표 3]과 같다.

[표 3] 사례별 매개변수의 속성 및 특성 요약(Jin, 2022)

시기	분류	사례	내재된 매개변수	
			속성	특징
초기 - 형태적 -	건축	Cardiffman opera house,	대지 정보 (도시 성장 매커	은유적 관념적 우연

26) Seo, H., Advancements in Structural Optimization Techniques for Lightweight Engineering. Engineering Optimization Journal, 2016, 48(6), 923-940.

27) Jung, S., Computational Design Methods in Product Development. Journal of Industrial Design, 2019, 27(3), 89-102, p.95

1980년대 후반		니즘	적	
		동선/경관 내부 공간/구조/외장	맥락적 수평적 공학 적	
		BIM (하중/일조/에너지)	세부 복합 다층 적	
	중기 이후 - 공학 적 - 2000년대		중량, 재료, 제조 방법	경량화 견고 구조 적
			밀도, 내구성, 유연성	안정성, 내구성, 경량화, 맞춤형 제작
			중량, 응력, 체역학	가변적 복합적 유동 공기역학
산업 디자인		응력, 하중, 중량, 재료, 제조 방법	안정성, 경량화, 공기역학 구조	

3-1-2. 위상최적화 디자인 방법론의 핵심구성요소와 프로세스

위상최적화의 핵심 구성요소는 크게 설계 공간 (Design Domain), 제약 조건(Constraints), 목표 함수(Objective Function), 재료 분포(Material-Distribution) 및 필터링 기술, 제조 가능성 고려 (Manufacturability Consideration)의 5가지로 나누어 볼 수 있다. 먼저, 설계 공간은 최적화가 이루어질 수 있는 전체 영역을 의미하며, 엔지니어가 초기 모델을 정의하는 과정에서 설정된다.²⁸⁾ 두 번째로 제약 조건은 하중, 지지 조건, 제조 제한 등이 포함되는데, 예를 들어, 3프린팅을 고려할 경우 최소 벽 두께나 오버행(Overhang) 제한 등이 추가될 수 있는 개념이다.²⁹⁾ 셋째로 목표 함수는 일반적으로 최소 질량 또는 최대 강성을 목표로 설정되는데 다른 목표로는 진동 최소화, 열 전도를 최적화 등이 있다.³⁰⁾ 넷째 재료 분포 및 필터링 기술은 설계 영역에서 재료가 분포하는 방식이며, 최적화 알고리즘을 통해 특정 부분의 재료가 제거되거나 유지되는 것을 의미한다. 필터링 기법을 적용하여 너무 얇거나 물리적으로 제조 불가능한 구조를 방지할 수 있다.³¹⁾ 다섯 번째 제조 가능성 고려는 적층제조 및 CNC 가공에 적합한 디자인을 만들기 위해 특정 제약을 설정해야 하는 것을 말한다. 이러한 핵심구성요소에 기반한 프로세스는 다음과 같은 단계를 거쳐 진행된다. 1단계에서 초기 설계 공간을 정의하게 된다. 즉 제품이 배치될 공간과 형상을 설정하며, 기본적인 하중 및 경계조건을 정의하게 된다.³²⁾ 2단계 해석 및 조건 설정에서는 유한요소해석

28) Bendsøe, M. P., & Kikuchi, N., Generating optimal topologies in structural design using a homogenization method. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 1988, 71(2), 197-224. .p.200

29) Sigmund, O., A 99 line topology optimization code written in Matlab, Structural and Multidisciplinary Optimization, 2001, 21, 120-127. p.125

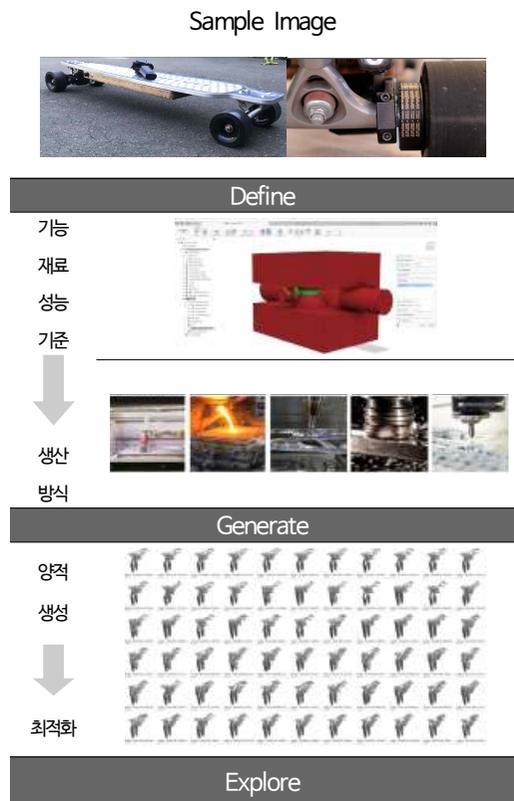
30) Rozvany, G. I. N. A critical review of established methods of structural topology optimization. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2009, 37(3), 217-237. p.219

31) Liu, J., Gaynor, A. T., Chen, S., Kang, Z., Suresh, K., Takezawa, A., ... & Guest, J. K., Current and future trends in topology optimization for additive manufacturing. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2018, 57, 2457-2483. p.2460

(FEM, Finite Element Method)을 이용해 구조적 성능을 평가하며, 제약 조건을 설정하는 단계이다.³³⁾ 3 단계 최적화 알고리즘 적용단계에서는 SIMP(Solid Isotropic Material with Penalization) 또는 Level Set Method 등을 활용하여 최적의 형상을 찾는 단계이다. 4단계에서는 디자인 결과 검증을 하게 되는데 최적화된 모델을 시뮬레이션을 통해 검증하고, 필요 시 후처리(Post-Processing) 및 수정을 진행하게 된다. 5단계는 제조 및 프로토타이핑의 단계로 적층 제조 또는 CNC 가공을 통해 실제 모델을 제작하고 테스트 하는 단계이다. 이를 요약한 내용은 아래 [표 4]와 같다.

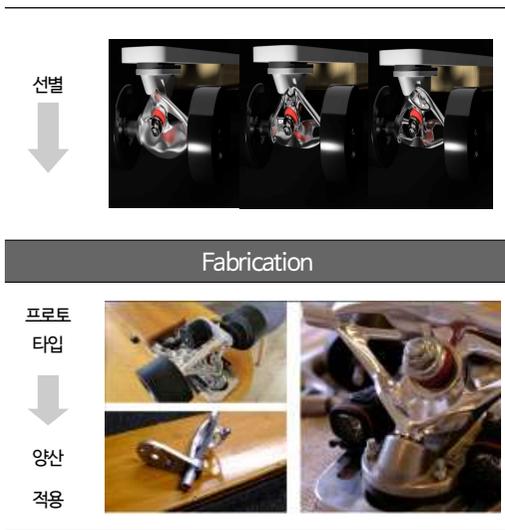
[표 4] 위상최적화 디자인 워크플로우

(출처- autocaduniversity, 2021)



32) Bendsøe, M. P., & Kikuchi, N. Op. cit.(1988). p.198

33) Sigmund, Op. cit. (2001), p.126



이러한 위상최적화의 실제 사례는 다양한 분야에서 찾아볼 수 있다. 대표적인 사례로 에어버스(Airbus)의 A320 인테리어 브래킷 경량화가 있다.

에어버스는 오토데스크(Autodesk)의 Generative Design을 활용하여 기존 대비 45% 가벼운 항공기 브래킷을 설계한 바 있다. 이는 기존 브래킷 대비 더 높은 강성을 유지하면서 무게를 줄이는 데 성공한 사례이다[그림 2].



[그림 2] 에어버스 A320 인테리어 브래킷
(출처:Autodesk University)

GM은 위상최적화를 활용하여 기존 부품보다 40% 가볍고 20% 더 강한 자동차 시트 브래킷을 개발한 바 있다. 이는 3D 프린팅 기반의 적층 제조방식과 결합하여 더욱 효율적인 생산을 가능하게 한 예시이다 [그림 3].



[그림 3] Autodesk & GM Case Study
(출처:Autodesk University)

3-1-2. 생성형 시디자인 방법론의 핵심구성요소와 프로세스

앞서 살펴본 바와 같이 생성형 AI 디자인은 딥러닝 및 머신러닝을 활용하여 새로운 디자인을 생성하는 방법론으로, 기존의 파라메트릭 디자인 및 최적화 디자인보다 더 자율적이고 데이터 기반의 설계 접근법이다. 기존 위상최적화 기법(FEM 기반)이 단순한 수치적 최적화에 집중했다면, 생성형 AI는 데이터에서 학습한 패턴을 기반으로 예상치 못한 창의적인 결과를 생성하는 것이 특징이다. 생성형 AI 디자인의 핵심 구성요소는 크게 5가지로 분류할 수 있다. 먼저, 데이터셋을 들 수 있는데 AI가 학습할 수 있도록 과거 디자인 데이터, 시뮬레이션 결과, 이미지, CAD 모델 등을 포함한다. 두 번째로 신경망 모델이다. GAN, VAEs, Transformer 등의 신경망을 활용하여 생성형 AI 학습을 수행한다. 세 번째는 목표함수이다. 무게 최소화, 강도 최적화, 제조 비용 절감 등 디자인 목표를 설정하는 것을 일컫는다. 네 번째는 생성 알고리즘인데, 이는 유전 알고리즘(GA), 강화학습(RL), GAN, Transformer 모델을 활용한다. 다섯 번째는 피드백 루프(Feedback Loop)이다. AI가 생성한 디자인을 평가하고 수정하는 과정으로, 반복적인 최적화 과정을 일컫는다. 이를 표로 요약하면 아래 [표 5]와 같다.

[표 5] 생성형 시디자인 방법론의 핵심구성요소(연구자 정의)

구성요소	설명
데이터셋 (Data Set)	AI가 학습할 수 있도록 과거 디자인 데이터, 시뮬레이션 결과, 이미지, CAD 모델 등을 포함
신경망 모델 (Neural Network)	GAN (Generative Adversarial Networks), VAEs(Variational

Model)	autoencoder), Transformer 등의 신경망을 활용하여 생성형 AI 학습 수행
목표 함수 (Objective Function)	무게 최소화, 강도 최적화, 제조 비용 절감 등 디자인 목표 설정
생성 알고리즘 (Generative Algorithm)	유전 알고리즘(GA), 강화학습(RL), GAN, Transformer 모델 활용
피드백 루프 (Feedback Loop)	AI가 생성한 디자인을 평가하고 수정하는 과정으로, 반복적인 최적화 과정

이러한 핵심구성요소를 바탕으로 한 생성형 AI 디자인의 프로세스를 요약해보면 크게 6단계로 나누어 볼 수 있는데 그 내용은 아래와 같다.

먼저, 1단계로 데이터 수집 및 전처리 절차를 밟게 된다. 기존의 디자인 데이터, 해석 결과, 이미지, CAD 모델, 텍스처 등을 AI가 학습할 수 있도록 가공하는 단계이다. 2단계로 모델 학습(Training)을 들 수 있다. 앞서 핵심구성요소에서 언급한 GAN, VAE, Transformer 등 AI 모델이 데이터 패턴을 학습하는 단계이다. 3단계로 초기 디자인 생성(Generation) 단계이다. AI가 입력된 조건을 바탕으로 새로운 디자인을 생성하게 된다. 4단계에서 성능 평가 및 시뮬레이션이 이루어진다. AI가 생성한 디자인에 대해 FEM 해석, 유동 해석 등 물리적 성능을 검증하는 단계이다. 5단계는 사용자 피드백 및 재학습단계인데, 디자이너 및 엔지니어가 AI 결과물을 평가하고 피드백을 제공하여 모델을 재학습하는 단계이다. 6단계는 최종 디자인 채택 및 제조 단계로 최적화된 디자인을 선택하여 실제 제품을 제작하는 마무리 단계로 나누어 볼 수 있다[표 6].

[표 6] 생성형 AI 디자인 방법론의 프로세스(연구자 정의)

단계	설명
① 데이터 수집 및 전처리	기존의 디자인 데이터, 해석 결과, 이미지, CAD 모델, 텍스처 등을 AI가 학습할 수 있도록 가공
② 모델 학습(Training)	GAN, VAE, Transformer 등 AI 모델이 데이터 패턴을 학습
③ 초기 디자인 생성	AI가 입력된 조건을 바탕으로 새로운 디자인을 생성

④ 성능 평가 및 시뮬레이션	AI가 생성한 디자인에 대해 FEM 해석, 유동 해석 등 물리적 성능을 검증
⑤ 사용자 피드백 및 재학습	디자이너 및 엔지니어가 AI 결과물을 평가하고 피드백을 제공하여 모델을 재학습
⑥ 최종 디자인 채택 및 제조	최적화된 디자인을 선택하여 실제 제품 제작

이러한 프로세스를 가능하게 하는 사례를 분석해 보면 DALL-E, Midjourney 등 무수히 많은 사례 가운데 본 연구의 논지에 적합한 사례인 NVIDIA의 생성적 적대 신경망(GAN)을 활용하여 2D 이미지를 3D 모델링으로 변환시켜주는 GANverse 3D 애플리케이션이 대표적인 예라 할 수 있다.

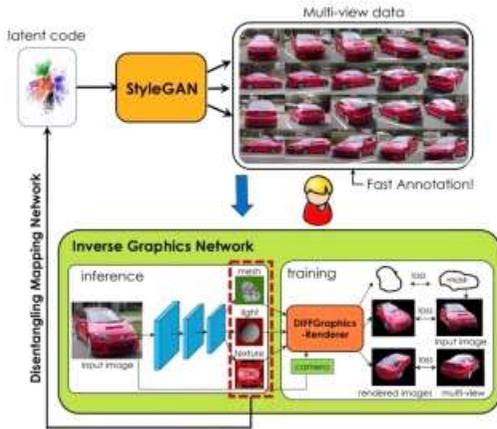


[그림 4] GANverse 3D 결과를 예시(출처:NVIDIA)

엔비디아 AI 리서치 랩의 연구자들은 훈련용 데이터 세트의 마면에 생성적 적대 신경망(GAN)을 적용해 마치 사진사가 주어진 차량 주변을 걸으며 서로 다른 각도에서 사진을 찍듯, 동일한 오브젝트를 다양한 각도에서 묘사하는 이미지들을 합성했다. 이를 통해 얻은 다시점 이미지들을 2D 이미지에서 3D 메시 모델을 추론하는 프로세스인 역 그래픽(inverse graphics)용 렌더링 프레임워크에 연결했다. 다시점 이미지로 훈련을 완료한 GANverse3D는 단일 2D 이미지만으로 3D 메시 모델을 구현할 수 있다. 이는 오브젝트를 커스터마이징하고 배경을 스왑 아웃(swap out)할 수 있는 3D 뉴럴 렌더러와 함께 사용할 수 있다.

GANverse3D를 엔비디아 옴니버스(Omniverse) 플랫폼의 확장기능으로 가져와 엔비디아 RTX GPU로

실행하면 모든 형태의 2D 이미지를 3D로 재현할 수 있다.³⁴⁾



[그림 5] GANverse3D의 생성원리
(출처: NVIDIA)

3-2. 각 생성 디자인 방법론의 효용성과 한계

앞서 분석된 각 생성디자인 방법론의 구성요소와 프로세스를 비교 분석함으로써 상호 보완적으로 활용할 수 있는 방안제시가 필요하다고 사료된다.

먼저 파라메트릭 디자인의 가장 큰 효용성을 요약하면 복잡한 설계를 지원한다는 것이다. 또한 반복적 형태생성에도 용이 하다. 이는 설계 히스토리와 규칙 기반 디자인에 최적화 됨을 분석을 통해 알 수 있다. 한계점은 적절한 매개변수를 설정하여야 하며, 창의성이 제한될 수 있고 때때로 수동 입력이 필요하다는 것이다.

다음으로 위상최적화의 효용성을 분석해보면 강도 및 무게 절감을 최적화한 설계를 생성할 수 있다는 것이 가장 큰 효용성이다. 즉 하중 및 환경 조건에 최적화된 형태 도출과 함께 경량화 및 성능 개선 효과가 크다. 한계점은 복잡한 형태로 존재할 수 있으며, 후처리 작업이 필요하고 제조에 어려움이 있을 수 있다.

생성형 AI 디자인은 혁신적이고 창의적인 설계 생성에 유리하고 미적 다양성을 빠르게 구현하는데 효용성이 있다할 수 있다. 반면 결과 예측성이 떨어지고 생성된 디자인의 실질적 성능을 보장하기 어려우

며 후속 검증과정이 필요하다는 한계점이 있다는 분석결과이다. 이를 요약하면 아래 [표 7]과 같다.

[표 7] 생성디자인 방법론의 효용성과 한계점 요약(연구자 정의)

방법론	효용성	한계
파라메트릭 디자인	<ul style="list-style-type: none"> - 변수 기반의 유연한 디자인 조정 가능 - 반복적이고 복잡한 형태 생성 용이 - 설계 히스토리와 규칙 기반 디자인 최적화 가능 	<ul style="list-style-type: none"> - 초기 설계 시 변수 설정이 복잡하고 시간이 소요됨 - 생성된 디자인이 실질적인 최적화나 구조적 성능을 보장하지 않음
위상최적화 디자인	<ul style="list-style-type: none"> - 재료 사용을 최소화하면서 구조적 강도를 극대화 - 하중 및 환경 조건에 최적화된 형태 도출 - 경량화 및 성능 개선 효과가 큼 	<ul style="list-style-type: none"> - 디자인 자유도가 제한적이며, 기하학적 형태가 복잡해질 수 있음 - 생산 공정(제조 기술)에 대한 추가적인 검토 필요
생성형 AI 디자인	<ul style="list-style-type: none"> - 방대한 데이터를 학습해 창의적이고 예측 불가능한 디자인 가능 - 사용자 요구 사항을 반영한 최적 설계 가능 - 빠른 속도로 다양한 디자인 옵션 생성 	<ul style="list-style-type: none"> - 학습 데이터에 의존하여 결과의 예측성이 떨어질 수 있음 - 생성된 디자인의 실질적 성능을 보장하기 어렵고 후속 검증 필요

3-3. 각 생성디자인 방법론의 상호보완적 활용 방안

각 생성디자인 방법론의 효용성과 한계점을 비교 분석한 결과, 세 가지 방법론은 각기 다른 강점을 가지고 있으므로, 이들을 결합하면 보다 균형 잡힌 디자인 솔루션을 도출할 수 있을 것으로 사료된다.

먼저, 각 생성디자인 방법론의 상호보완적 활용방안의 이해를 돕기 위해 전통적 디자인 프로세스 단계로 디자인 씽킹과 PERT를 활용하여 프로젝트의 주요 작업 간 의존성과 일정을 관리하고 AI 경험디자인(AI) 프로세스에서 유저 경험을 최적화하기 위해 가칭 PAX(PERT+ AI디자인 프로세스 융합)프레임워크를 정의하고 각 단계에 각각의 생성디자인 방법론이 어떻게 상호보완적으로 활용될 수 있을지 분석하였다. 앞서 설명한 바와 같이 PAX 프레임워크는 기존 디자인 방법론과 현대적 생성디자인 방법론을 융합하여

34) 인공지능신문 <https://www.aitimes.kr/news/articleView.html?idxno=20817>

실무 적용성을 높이기 위해 개발되었다. 이 프레임워크는 다음과 같은 차별성을 근거로 하여 구성되었다. 기존 더블 다이아몬드 프로세스는 인간 중심 설계를 강조하지만, PAX는 AI와 인간 협업을 중심으로 최적의 디자인을 도출하는 점에서 차별화된다. PERT 시스템과 비교했을 때, PAX는 반복적인 최적화 과정을 강조하여 AI 기반 설계의 효율성을 극대화한다는 데 차별성을 보인다.

PAX프레임 워크는 전체 4단계로 구성이 된다. 1단계 아이디어 도출 및 목표설정(Define/ Discover), 2단계는 디자인 상세화 및 수정(Develop), 3단계는 구조적 최적화 및 성능 검증(Develop/ Deliver), 4단계는 최종 검증 및 피드백 반영(Deliver)단계로 구분하였다. 초기 아이디어 도출 및 목표설정(Define/ Discover)단계에서 생성형 AI 디자인을 활용하여 대량의 디자인 옵션과 혁신적인 아이디어를 도출할 수 있다. 이를 통해 사용자 요구와 시장 동향에 부합하는 창의적 방향성을 설정할 수 있게 된다. 생성형 AI 기반 디자인은 데이터의 질과 양에 따라 성능이 결정된다. 초기 데이터 수집 단계에서 요구사항을 명확히 정의하고, 활용 가능한 데이터의 구조와 한계를 분석해야 한다. 실무에서는 센서 데이터, 사용자 피드백, 기존 설계 데이터를 활용하여 파라메트릭 모델을 구축하며, 이를 바탕으로 생성 AI가 활용될 수 있도록 전 처리한다.

디자인 상세화 및 수정(Develop) 단계에서는 파라메트릭 디자인을 이용하여 AI가 도출한 아이디어를 구체적인 변수와 매개변수로 전화할 수 있다. 이때 파라메트릭 모델을 통해 디자인의 세부 요소를 정밀하게 조정하고 반복적인 수정 작업을 신속하게 진행할 수 있게 된다. AI가 생성한 디자인이 실무에서 사용 가능하도록 하려면 도메인 전문가와 협업이 필수적이다. 따라서 AI 생성 결과물을 검토하고 적절한 피드백을 제공하는 과정이 필요하다. 위상최적화 기법을 사용하여 구조적 강도를 고려한 최적 형상을 탐색하고, 파라메트릭 디자인을 활용하여 다양한 설계 옵션을 생성한다.

구조적 최적화 및 성능 검증(Develop/ Deliver) 단계에서는 위상최적화 디자인을 적용하여 설계 결과물의 구조적 효율성을 극대화하고 강도 및 경량화 등의 성능 목표를 달성할 수가 있다. 위상최적화는 파라메트릭 디자인으로 세부화 된 디자인 결과물을 물리적으로 최적화하는 역할을 할 수 있게 된다. AI는 다양한 옵션을 생성할 수 있지만, 모든 결과가 최적이라

고 할 수는 없다. 따라서 최적화 과정이 필수적이다. 이 단계에서 생성형 AI와 위상최적화를 결합하여 목표 성능을 충족하는 디자인을 자동으로 필터링하고, 도메인 지식을 반영한 설계 선택이 이루어질 수 있다.

최종 검증 및 피드백 반영(Deliver)단계에서는 각 방법론의 결과물을 종합하여 사용자의 피드백과 실제 성능 데이터를 기반으로 최종 디자인을 검증하고 조정할 수 있다. 특히 생성형 AI 디자인은 반복적인 피드백 루프를 통해 디자인을 지속적으로 개선하는 데 활용할 수 있으며, 파라메트릭 디자인과 위상최적화 디자인은 수정된 결과물을 재구성하여 최적의 결과를 도출할 수 있도록 하는 것이 관건이 될 수 있다. 실무 적용을 위해서는 생성된 디자인이 실제 제작 가능하며, 성능 요구사항을 충족해야 한다. 디지털 시뮬레이션, 물리적 프로토타이핑, 유한 요소 해석(FEA)을 활용하여 설계의 타당성을 검증한다.

이러한 프레임워크와 생성디자인 방법론의 활용도를 요약한 내용은 아래 [표 8]과 같다.

[표 8] PAX 디자인 프레임워크와 생성디자인 방법론의 활용도 요약(연구자 정의)

○-낮음, ◎-중간, ●-높음

PAX 디자인 단계	파라메트릭 디자인	위상최적화 디자인	생성형 AI 디자인
아이디어 도출 및 목표설정(Define/ Discover)	□ 디자인 방향성 설정, 변수 및 관계 정의	□ 초기 구조적 분석 및 설계 가능성 검토	□ 패턴 인식, 다양한 디자인 옵션 생성
활용도	◎	○	●
필요성	- 생성형 AI 기반 디자인은 데이터의 질과 양에 따라 성능이 결정. - 초기 데이터 수집 단계에서 요구사항을 명확히 정의하고, 활용 가능한 데이터의 구조와 한계를 분석.		
적용방법 예시	컨셉 제시 후 생성형 AI를 활용하여 전처리 → 센서 데이터, 사용자 피드백, 기존 설계 데이터를 변수로 활용한 파라메트릭 모델 구축		
디자인 상세화 및 수정(Develop)	□ 실시간 변수 조정 및 3D 모델링	□ 구조 최적화 및 재료 분포 최적화	□ AI 기반 구조 및 형태 최적화
활용도	●	◎	○

필요성	AI가 생성한 디자인이 실무에서 사용 가능하도록 하려면 도메인 전문가와 협업이 필수. → AI 생성 결과물을 검토하고 적절한 피드백을 제공하는 과정이 필요.		
적용방법 예시	파라메트릭 디자인을 활용하여 다양한 설계 옵션을 생성. 위상최적화 기법을 사용하여 구조적 강도를 고려한 최적 형상을 탐색		
구조적 최적화 및 성능 검증(Develop/Deliver)	<input type="checkbox"/> 변수 설정, 구속조건 정의	<input type="checkbox"/> 성능 목표에 맞춘 최적화 조건 도출	<input type="checkbox"/> 사용자 요구사항 분석, 목표 디자인 제공
활용도	◎	●	○
필요성	AI는 다양한 옵션을 생성할 수 있지만, 모든 결과가 최적이라고 할 수는 없음 → 최적화 과정이 필수.		
적용방법 예시	생성형 AI와 위상최적화를 결합하여 목표 성능을 충족하는 디자인을 자동으로 필터링하고, 도메인 지식을 반영한 설계 선택이 이루어 짐.		
최종 검증 및 피드백 반영(Deliver)	<input type="checkbox"/> 결과물 검토, 반복적인 개선	<input type="checkbox"/> 실제 물리적 환경에 맞춘 최적화	<input type="checkbox"/> AI 기반 시뮬레이션 결과 반영 및 피드백 제공
활용도	●	●	●
필요성	실무 적용을 위해서는 생성된 디자인이 실제 제작 가능하며, 성능 요구사항을 충족해야 함.		
적용방법 예시	디지털 시뮬레이션, 물리적 프로토타이핑, 유한 요소 해석(FEA)을 활용하여 설계의 타당성을 검증.		

5. 결론

본 연구에서는 생성디자인 방법론이 디자인 과정에서 각기 다른 역할을 수행하며 상호 보완적인 관계를 형성한다는 점을 확인하였다. 초기 개념 설계 단계에서는 생성형 AI 디자인이 아이디어 탐색을 지원하고, 세부 설계 단계에서는 파라메트릭 디자인이 변수 기반의 정교한 조정을 가능하게 하며, 최적화 단계에서는 위상최적화 디자인이 재료 및 구조의 효율성을 극대화하는 역할을 수행한다. 이를 바탕으로, PERT 시스템과 AX 디자인 프로세스를 접목한 새로

운 PAX 프레임워크를 제안하였다.

본 연구의 의의는 먼저 전통적 방식의 디자인 프로세스와 PERT시스템 그리고 AX디자인 프로세스를 융합하여 보다 효율적이고 체계적인 디자인 방법론을 구축한 것이라 할 수 있다. 또한 다양한 산업군에서 생성디자인 방법론을 활용할 수 있는 실질적인 가이드를 제공하고 산업 적용 가능성을 제시한 것이라 할 수 있다. 또한 생성형 AI, 파라메트릭 디자인, 위상최적화 디자인의 조합을 통해 창의성과 실용성을 동시에 확보할 수 있는 방안을 모색한 것으로 같음할 수 있겠다.

본 연구에서 제안한 PAX프레임워크는 큰 틀의 개념적 모델로서 특정 산업군, 예를 들어 제품 디자인, 자동차, 건축 등에 맞춤형 적용방법이 추가적으로 필요하다. 디자인 방법론은 매우 다양하기 때문에 본 연구에서 제시한 대안은 얼마든지 응용이 가능한 모델이다. 또한 생성형 AI디자인의 경우 학습 데이터의 품질과 편향성이 결과물에 영향을 미칠 수 있는 문제점을 내포하고 있음을 주지해야 한다.

향후 이러한 한계점을 극복하기 위해 PAX프레임워크를 기반으로 실제 디자인 프로젝트에 적용하고 실증 연구가 필요하다. 또한 산업별 맞춤형 생성디자인 활용 모델을 개발하여 실무 적용성을 높이는 연구가 요구된다. 예를 들어, 의자를 디자인한다고 가정하였을 때, 파라메트릭 디자인 적용하여 사용자의 체형과 착석 습관을 분석하여 최적의 인체공학적인 형상을 자동 생성할 수 있다. 위상최적화를 적용한다면 무게를 줄이면서도 강성을 유지하는 최적의 구조 설계에 도움이 될 것이다. 생성형 AI 적용한다면 기존 디자인 트렌드를 학습하여 미적 감각을 반영한 다양한 디자인 옵션 생성을 유도할 수도 있는 식이다. 더불어 생성형 AI 디자인의 데이터 편향성을 줄이고 보다 신뢰성 있는 결과물을 도출하기 위한 프롬프트 연구 및 알고리즘 개선과 관련된 연구가 필요하다고 사료된다.

본 연구는 향후 생성디자인 방법론이 보다 정교화 되고 실무에서 폭넓게 활용될 수 있도록 이론적, 실무적 가이드를 제공하는 데 기여할 것으로 기대된다.

참고문헌

1. Alberti, L. B. *De Re Aedificatoria*. Translated Edition. Cambridge University Press, Cambridge, 2016.
2. Autodesk. *Generative Design*. Autodesk Official Documentation. Autodesk Press, San Francisco, 2021.
3. Bendsoe, M. P., & Kikuchi, N. *Generating Optimal Topologies in Structural Design Using a Homogenization Method*. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 71(2), 1988.
4. Bendsoe, M. P., & Sigmund, O. *Topology Optimization: Theory, Methods, and Applications*. Springer, Berlin, 2013.
5. *Chaos Theory and Generative Design. From Order to Complexity: Evolution of Design Forms*. *Computational Architecture Journal*, 2021.
6. Chen, et al. *User Interface Research in Topology Optimization-Based Generative Design*. *Design Interaction Studies*, 12(3), 2018.
7. Cho, S. *AI and Designer's Role in Generative Design*. *Design Process Studies*, 8(2), 2020.
8. Cho, S. *AI-Based Generative Design Process in Fusion 360*. *Journal of Industrial Design*, 15(1), 2020.
9. Choi, Y. H. *Absolute Aesthetics in Contemporary Painting*. *Journal of Art Theory*, 22(5), 2019.
10. Jung, S. *Computational Design Methods in Product Development*. *Journal of Industrial Design*, 27(3), 2019.
11. Jung, S. W. *AI and Cloud Computing in Generative Design Processes*. *Journal of Digital Innovation*, 3(1), 2019.
12. Kallioras, N. *Generative Design and Topology Optimization: Bridging the Gap*. *Journal of Design Methods*, 5(4), 2020.
13. Kallioras, N. *Natural Algorithms in Generative Design*. *International Journal of Design Computing*, 5(2), 2020.
14. Kim, U. *Parametric Design Research: A Study on the Attributes and Combination Methods of Design Elements*. *Journal of the Korean Society of Design Science*, 20(4), 2009.
15. Krish, R. *Generative Design: Parametric Constraints and Exploration*. *Design Journal*, 14(2), 2011.
16. Kunakote, V. & Burerat, R. *Diversifying Definitions in Topology Optimization*. *International Journal of Computational Design*, 9(1), 2011.
17. Lee, Y. *Application of Parametric Design to Topology Optimization*. *Journal of Computational Design*, 11(4), 2009.
18. Liu, J., Gaynor, A. T., Chen, S., Kang, Z., Suresh, K., Takezawa, A., ... & Guest, J. K. *Current and Future Trends in Topology Optimization for Additive Manufacturing*. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 57(6), 2018.
19. Matejka, K. et al. *Generative Design Based on Topology Optimization: Exploring Parameter Variations*. *Design Automation Conference Proceedings*, 2018.
20. Park, H. *Study on the Formativeness of Parametric Design: Analysis of Geometrical Characteristics and Design Application Cases*. *Architectural Design Research*, 31(2), 2019.
21. Park, I. S. *Digital Design Systems and Parametric Modeling*. Seoul National University Press, Seoul, 2012.
22. P. Schumacher. *Digital Architecture and the Paperless Studio*. Routledge, London, 2013.
23. P. Schumacher. *Parametricism: Design and Computation in Contemporary Architecture*. Wiley, New York, 2020.
24. P. Schumacher. *From Typology to Topology: New Paradigms in Structural Engineering*. *Engineering Structures*, 2017.

25. Rozvany, G. I. N. A Critical Review of Established Methods of Structural Topology Optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 37(3), 2009.
26. Seo, H. Advancements in Structural Optimization Techniques for Lightweight Engineering. *Engineering Optimization Journal*, 48(6), 2016.
27. Seo, H. J. Parametric Variations in Contemporary Design. *Design Software Journal*, 9(1), 2014.
28. Shea, P. et al. The Integration of Generative Design in Spatial Innovation. *Automation in Construction*, 14(1), 2005.
29. Sigmund, O. A 99-Line Topology Optimization Code Written in Matlab. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 21(1), 2001.
30. Singh, R. & Gu, N. Exploring the Design Space: Generative Design Approaches. *Journal of Advanced Manufacturing*, 19(3), 2012.
31. Urbanism & Design Theory. Sustainable and Organic Forms in Generative Design. *Architectural Review*, 2019.
32. Vlah, et al. Cloud-Based Parallel Computation for Topology Optimization in Generative Design. *Computational Design Journal*, 11(2), 2020.
33. Yoon, S. Tessellation Research: Correlation Between Natural Patterns and Architectural Design. *Journal of the Architectural Institute of Korea*, 34(5), 2018.
34. 인공지능신문 <https://www.aitimes.kr>, 2025.
02