

## 인공지능과 최적설계 Artificial Intelligence and Design Optimization

4차산업혁명 시대의 핵심 기술로 주목 받고 있는 인공지능은 컴퓨터공학 분야를 넘어서 다양한 공학 분야에서 활발하게 적용되고 있다. 본 글에서는 인공지능 분야 중에 하나인 딥러닝이 최적설계 연구에 어떻게 적용되고 있으며 어떤 방향으로 나아가고 있는지 살펴보도록 한다. 기존의 최적설계 연구들은 전통적인 역학 모델 또는 시뮬레이션 기반으로 공학 문제들을 해결해 왔지만, 최근 딥러닝 연구들은 데이터 기반으로 복잡한 설계 문제들을 더 효율적으로 해결할 수 있음을 보여주기 시작하였다. 최적설계 분야는 딥러닝의 핵심인 최적화 및 통계적 방법론들을 오랜기간 연구해 왔기 때문에, 타 분야에 비해 딥러닝의 적용이 자연스러우며 다양한 접점을 가지고 있다.

### 1. 최적설계를 위한 딥러닝 활용법

딥러닝의 경우 학습하는 방법에 따라 크게 지도학습, 비지도학습, 강화학습의 3가지로 나눌 수 있으며, 이러한 분류별로 최적설계에 적용할 수 있는 방법의 예시들을 살펴보면, 표 1과 같이 정리할 수 있다.

대표적인 최적설계 프로세스를 단계별로 살펴보게 되면, 그림 1과 같이 나눌 수 있다. 이는 (1) 목적함수, 설계변수, 제약조건들을 정식화하여 설계문제를 정의한 후, (2) 실험계획법(DOE)과 시뮬레이션을 통해 메타모델(근사모델)을 구축고, (3) 최적화 알고리즘을 통해 목적함수를 최대화 또는 최소화하는 설계 솔루션을 찾는 단계로 크게 나눌 수 있다.

표 1 딥러닝의 분류와 최적설계 적용 예시

종류	목적	대표 모델	최적설계 적용 방법 예시
지도학습	분류(Classification), 회귀(Regression)	DNN, CNN, RNN	· 설계성능 예측 (메타 모델링) · 설계타당성 검증 (제약조건)
비지도학습	군집화(Clustering), 차원축소(Dimensionality Reduction) 및 생성(Generation)	AE, VAE, GAN	· 설계변수 파라미터화 · 설계변수 차원 축소 · 잠재공간에서 최적화 수행 · 설계성능 예측 (메타 모델링) · 설계조건과 최적설계 매핑 (End-to-End Learning) · 학습용 설계데이터 생성
강화학습	순차적 Action 학습	DQN, A3C, PPO	· 최적화 알고리즘



강 남 우

숙명여자대학교 기계시스템학부 교수

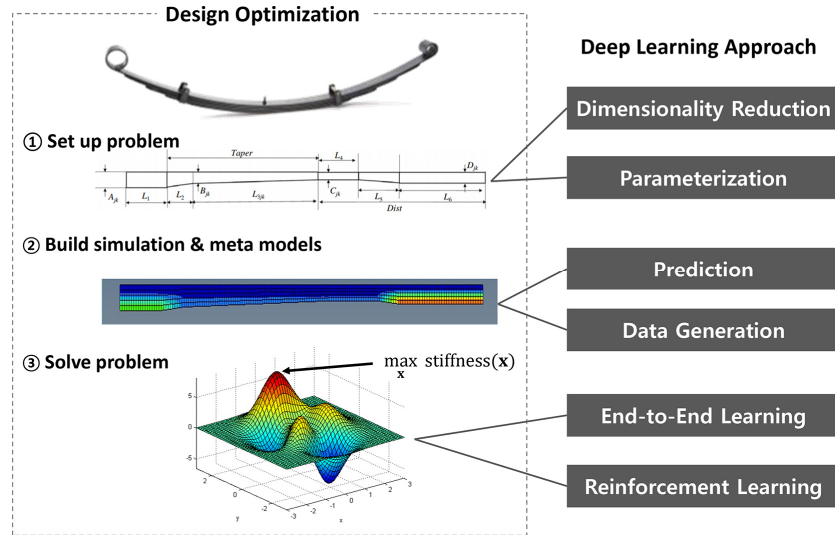


그림 1 최적설계 프로세스 단계별 딥러닝 적용 방법

단계별로 딥러닝의 대표적인 활용가능성을 보면 다음과 같다.

첫째, 형상 최적화의 경우 규칙 기반의 파라미터화가 필요하고, 복잡한 설계 문제의 경우 다량의 설계변수를 동시에 최적화하기 어려운 단점이 있다. 이 경우 딥러닝의 생성 모델(Generative Model)을 이용하여 고차원의 설계변수들을 저차원의 잠재공간(Latent Space)으로 매핑할 수 있으며, 저차원에서 쉽게 파라미터화가 가능하다. 또한 저차원으로 매핑된 설계변수들은 고차원에서 보다 최적화가 용이하다는 장점을 갖게 되어, 잠재공간에서 최적화를 수행하는 연구들이 진행되고 있다.

둘째, 전통적인 메타모델링 기법들은 고차원의 입력값을 가지는 모델을 근사화하기 어려웠지만, 딥러닝은 데이터가 충분할 경우, 복잡한 해석결과를 근사화한 메타모델을 만들 수 있다.

셋째, 학습 데이터가 부족한 경우 설계 데이터를 생성하기 위해 딥러닝의 생성모델이 사용될 수 있다. 단, 공학적으로 의미있는 데이터를 생성하기 위해서 도메인 지식이 필요하며, 경우에 따라 역학 모델과 딥러닝의 결합이 필요하다.

넷째, 기존의 반복적인 최적화 알고리즘을 가속화하거나, 설계 조건과 최적설계 결과를 한 번에 매핑하는 End-to-End Learning을 활용하는 사례가 늘고 있다.

마지막으로, 전통적인 최적설계의 경우 주어진 설계조건에서 하나의 최적해를 찾기 때문에 설계조건이 바뀌면 다시 최적화를 해야 한다는 단점이 있다. 하지만 강화학습

의 경우, 다양한 설계조건에 대해서 유연하게 최적화하는 방법을 학습할 수 있다. 비록 학습에는 시간이 오래 걸리지만, 학습을 마친 후에는 설계조건이 바뀌어도 바로 최적해를 찾을 수 있다.

## 2. 딥러닝 기반 최적설계 연구분야

딥러닝이 적용되고 있는 최적설계 연구의 대표적인 분야를 살펴보면 다음과 같으며, 특정 한 분야가 아닌 여러 분야에 복합적으로 적용되고 있다.

- 위상최적화, 컴퓨터 이용 공학 (CAE), 메타모델링, 재료설계, 컴퓨터 이용 설계 및 생산 (CAD/CAM), 형상 파라미터라이제이션, 강화학습을 통한 설계, 디자인 선호도 학습, 제너레이티브 디자인 등

특히 위상최적화는 딥러닝이 가장 많이 적용되고 있는 분야 중 하나이다. 위상최적화는 설계영역 내에서 재료의 최적화된 분포를 결정하는 방법론이며, 재료의 분포 결과가 이미지 픽셀 개념과 유사하다. 이로 인해 최근 Google에서도 딥러닝을 활용한 위상최적화 논문을 발표했다(Hoyer et al., 2019). 다음으로 CAE 해석을 통해 데이터를 얻고 딥러닝으로 메타모델을 만드는 연구들이 가장 많이 진행되고 있다. 딥러닝을 메타모델링 기법의 하나로 이해하는 것이 딥러닝을 적용하는 가장 쉬운 접근법이기 때문

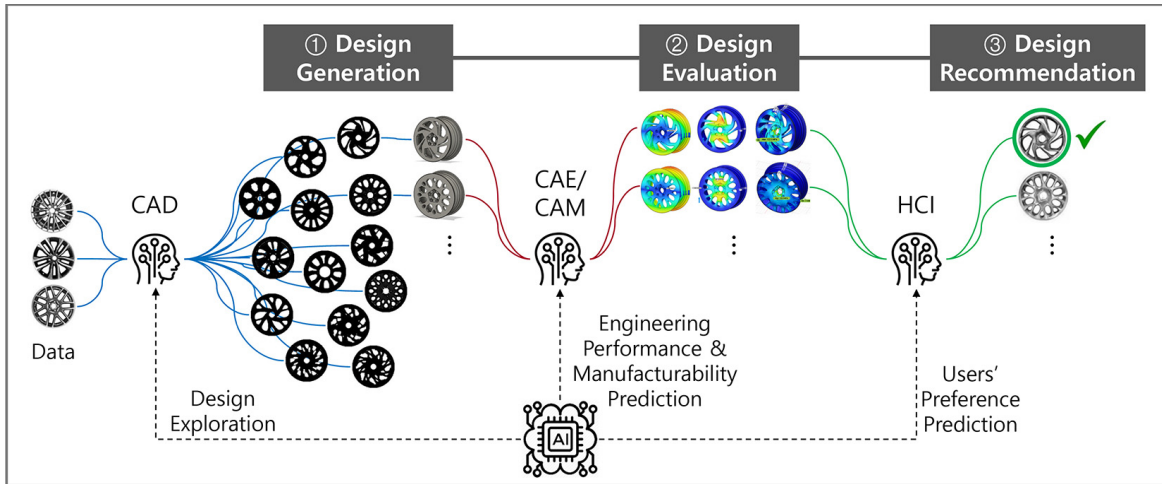


그림 2 인공지능 기반 제너레이티브 디자인 (출처: www.smartdesignlab.org)

이다. 또한 최적설계에 필요한 각각의 요소들을 모두 융합하여 인공지능 기반의 설계자동화를 추구하는 제너레이티브 디자인 (Generative Design) 연구가 주목 받고 있다 (Oh et al, 2019).

### 3. 제너레이티브 디자인

인공지능 기반의 제너레이티브 디자인은 인공지능이 스스로 설계안의 생성, 평가, 추천에 이르는 전 과정을 수행하는 연구이다. 그림 2와 같이 나타난 세단계별 사용되는 핵심 인공지능 기술은 다음과 같다.

- 설계 생성 단계: 과거설계 데이터를 기반으로 심미적 이면서 동시에 공학적으로 최적화된 설계안을 다량으로 생성하는 인공지능 기술
- 설계 평가 단계: 생성된 설계안들의 독창성, 성능, 제조성 및 제조비용 등을 평가/예측/비교할 수 있는 인공지능 기술
- 설계 추천 단계: 평가된 설계안들에 대한 설계자 혹은 고객의 선호도를 예측하여 우수한 설계안 또는 그룹을 추천하고, 생산으로 자동 연결하는 인공지능 기술


### 4. 한계점과 연구방향

인공지능 기반 최적설계 연구의 가능성에도 불구하고,

학습 데이터의 부족 문제는 여전히 큰 한계점으로 존재한다. 기업에서도 데이터 구축의 필요성을 예측하지 못했기 때문에, 양질의 설계 및 해석 데이터가 부족한 상황이다. 이로 인해 도메인 지식 기반의 데이터 생성 방법에 대한 연구가 더욱 중요해질 것으로 예상되며, 앞으로 저장하게 될 데이터 표준화에 대한 고민이 필요하다.

마지막으로 인공지능-최적설계 융합연구의 핵심은, 활용 분야의 도메인 지식과 빠르게 발전하는 인공지능 기술을 올바르게 연결해 주는 파이프라인 개발이다. 이를 위해서는 인공지능과 도메인을 동시에 이해하는 엔지니어가 의미있는 데이터를 수집/생성 및 전처리를 하여, 인공지능이 학습하기 좋은 문제를 만들수 있어야 한다. 문제를 올바르게 정의해야만 인공지능이 올바른 해답을 찾을 수 있기 때문이다.

### 참고문헌

1. Hoyer, S., Sohl-Dickstein, J., & Greydanus, S. (2019). Neural reparameterization improves structural optimization. arXiv preprint arXiv:1909.04240.
2. Oh, S., Jung, Y., Kim, S., Lee, I., & Kang, N. (2019). Deep generative design: Integration of topology optimization and generative models. Journal of Mechanical Design, 141(11), 111405. 

# 제너레이티브 디자인과 인공지능 기반 설계 자동화

강 남 우 숙명여자대학교 기계시스템학부 조교수

| e-mail : nwkang@sm.ac.kr

이 글에서는 다량의 위상최적 설계안을 병렬적으로 생성해 내는 제너레이티브 디자인과, 과거 데이터를 학습하여 새로운 설계안을 생성해 내는 딥러닝의 생성 모델을 소개한다. 또한 두 기술을 결합한 인공지능 기반 설계 자동화 연구의 사례를 소개한다.

## 인공지능과 최적설계

인공지능이 4차 산업혁명의 핵심동력으로 떠오르면서, 최근 기계공학 분야에서도 딥러닝을 접목한 연구들이 급증하고 있다. 역학을 바탕으로 해결해 오던 복잡한 기계공학적 문제들을 데이터 기반으로 더 효율적으로 해결할 수 있음을 보여주고 있다. 특히 최적 설계 분야는 딥러닝과 동일하게 확률 및 최적화 이론을 바탕으로 하기 때문에 타분야에 비해 딥러닝의 접목이 매우 자연스럽다. 최적설계와 딥러닝의 결합에 대한 연구는 위상 최적화, 파라메트릭 디자인, CAE(Computer-aided Engineering) 시뮬레이션, 대리 모델, 재료 설계, 설계 선호도 모델링, 제너레이티브 디자인(Generative Design) 등 다양한 세부 영역을 중심으로 활발하게 진행되고 있다.

이러한 최적설계 연구들은 결국 “인공지능이 사람을 대신해서 설계를 할 수 있을까?”라는 궁극적인 질문에 도달하게 된다. 사람이 생각하지 못했던 새로운 설계 대안들을 인공지능이 자동으로 생성해 주고, 사람은 이 중에서 원하는 설계안을 선택해서 사용만 하면 어떨까? 이러한 질문의 해답을 줄 것으로 가장 기대되는 최적설계 방법론 중 하나가 제너레이티브 디

## 제너레이티브 디자인의 핵심은 위상최적화 문제 정의를 다양화하는 것이다.

자인이다. 제너레이티브 디자인은 설계자가 설계 목적과 제약 조건의 종류와 레벨을 정의해 주면, 수천, 수만 가지의 위상최적 설계안들을 클라우드 컴퓨팅을 이용하여 병렬적으로 생성해 주는 기술이다. 최근 딥러닝의 생성 모델과의 결합을 통해 인공지능 기반의 설계 자동화 기술로서 발전 가능성이 높아지고 있다.

## 제너레이티브 디자인

전통적인 제너레이티브 디자인은 다양한 설계 탐색(design exploration) 방법론 중의 하나로서, 설계 지오메트리를 파라미터화하고 이를 변화시킴으로써 새로운 설계안들을 생성하고 평가하는 방법이며, 파라메트릭 디자인의 개념과 유사했다. 하지만 최근 제너레이티브 디자인은 다양한 위상최적화 설계안들을 클라우드 컴퓨팅 파워를 이용하여 병렬적으로 생성하는 기술을 지칭하고 있다. 현재 Autodesk에서 해당 컨셉트와 기술에 대한 제품화를 리드하고 있으며, 자동차, 건축, 가구, 비행기 등 다양한 구조 설계 분야에서 적용 예시들이 소개되고 있다.(그림 1)

제너레이티브 디자인은 위상최적설계 및 파라메트

표 1 제너레이티브 디자인과 유사 방법론들과의 차이

목적	제너레이티브 디자인 새로운 설계안 탐색	위상최적화 최적 설계안 도출	파라메트릭 디자인 새로운 설계안 탐색
방법	위상 최적화 문제 정의의 파라미터값을 다양화하여, 다량의 문제정의에 대한 다량의 구조 설계안들을 생성함	하나의 위상 최적화 문제 정의에 대한 하나의 최적 구조 설계안을 생성함	설계 지오메트리의 파라미터값을 다양화하여 다량의 구조 설계안들을 생성함



그림 1 제너레이티브 디자인 예시: 휠체어의 경량화 프레임 설계를 위해 제너레이티브 디자인으로 다량의 설계안을 병렬 생성한 후 선택하여 적용함(www.autodesk.com).

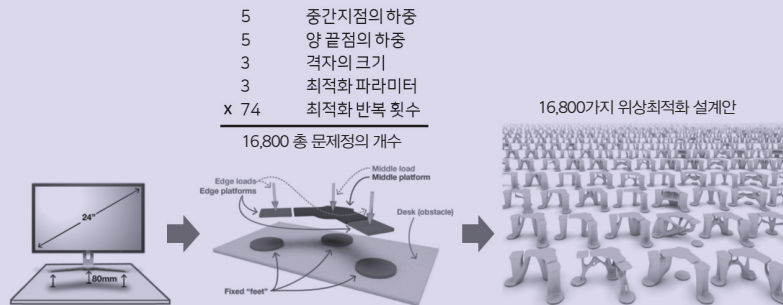


그림 2 제너레이티브 디자인의 문제 정의의 다양화 예시(Matejka et al., 2018)

릭 디자인과 밀접한 관계가 있기 때문에 이들과의 차이점을 정확하게 이해하는 것이 중요하다(표 1). 위상 최적화는 설계자가 목적함수와 하중 및 경계조건을 정의하면, 설계 가능 영역 안에서 최적의 재료 분배를 통해 최적화된 구조 설계안을 생성하는 방법이다. 설계 문제를 정의할 때, 목적함수는 보통 유연도 (compliance) 최소화로 하며, 하중 및 경계조건이 하

나로 주어지기 때문에 하나의 최적 설계안이 나오게 된다. 하지만 제너레이티브 디자인의 핵심은 문제 정의 자체를 변화시키면서, 다양한 문제 정의에 대해 각각의 최적 설계안을 생성하는 것이다.

구체적인 예를 들어보자. 그림 2와 같이 모니터 받침대를 설계할 때, 받침대 위치별로 작용하는 하중의 크기, 설계영역을 구성하는 격자의 크기, 최적화 알고리즘에 사용되는 파라미터와 반복 횟수를 불연속적인 레벨값으로 분할하고 모든 가능한 조합을 만들게 되면, 1만 6,800개의 다른 설계 문제를 정의할 수 있다. 그리고 각각의 문제에 대해 위상최적화를 병렬적으로 수행하게 되면 1만 6,800개에 해당하는 최적 설계안을 동시에 얻을 수 있게 된다. 이러한 제너레이티브 디자인의 전체적인 프로세스는 4단계로 정리할 수 있다.

- Step 1: 문제 정의를 다양화할 수 있는 속성의 종류와 레벨들을 정의한다.
- Step 2: 문제 정의의 조합에 따라 각각의 위상최적 설계안들을 생성한다.
- Step 3: 생성된 설계안들을 여러 가지 기준으로 평가하고, 가장 좋은 설계안을 선택한다.
- Step 4: 선택된 설계안을 3D 프린터로 출력하고 평가한다.

특히 3D 프린팅 기술의 발전으로 인해 위상최적화로 인한 복잡한 형상의 구조 결과물의 생산이 가능해



지면서 제너레이티브 디자인의 전망을 더 밝게 하고 있다. 하지만 제너레이티브 디자인에도 해결해야 할 이슈들이 많이 남아있다. 우선, 위상최적화를 넘어서 딥러닝과 같은 인공지능 기술과의 결합을 통한 데이터 기반의 설계 자동화로 나아가야 한다. 둘째, 시장을 위한 심미성을 고려한 설계안 생성이 필요하다. 공학적 목적함수만을 가진 위상최적화 결과물은 사람이 심미성을 고려해 설계한 결과들과는 차이가 크다. 셋째, 설계안의 다양성을 높여야 한다. 양적으로는 무한개의 설계안을 생성할 수 있지만, 의미 있게 다른 설계안들은 적은 경우가 발생한다. 넷째, 다량의 생성된 설계안 중에서 적절한 설계안을 설계자에게 추천하는 방법이 필요하다. 다섯째, 문제정의 다양화를 위한 체계적인 방법이 필요하다.

## 딥러닝의 생성 모델

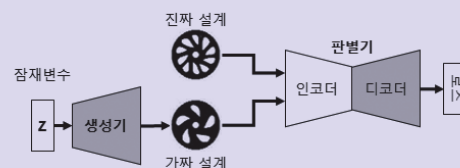
생성 모델은 설계 탐색 방법으로서의 활용 가능성이 가장 높은 딥러닝 기술이다. 생성 모델은 실제 데이터의 확률분포를 학습한 후에 학습된 확률 분포에서 새로운 데이터를 추출해 생성해 내는 것을 목적으로 한다. 생성 모델의 대표적인 모델 들로는 VAE(Variational Autoencoder)와 GAN(Generative Adversarial Network)이 있으며, 특히 GAN은 성능이 매우 우수하며 새로운 모델들

**제너레이티브 디자인과 딥러닝의 생성 모델(Generative Models)은 서로의 단점을 보완할 수 있다.**

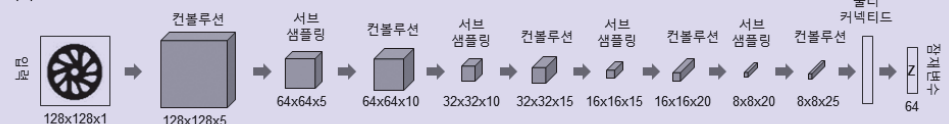
이 빠르게 쏟아져 나오고 있다. GAN은 생성기(Generator)와 판별기(Discriminator)의 적대적인 네트워크로 구성되며, 생성기는 판별기를 속이기 위한 가짜 이미지를 만들어 내도록 학습하고, 판별기는 생성기가 만든 가짜 이미지와 진짜 이미지를 구분할 수 있도록 학습한다. 판별기가 더 이상 진짜와 가짜를 구분할 수 없을 만큼 생성기가 학습을 하게 되면, 생성기를 통해 기존 데이터에 없었던 새로운 이미지들을 무한으로 생성해 낼 수 있게 된다.

그림 3은 GAN의 한 종류인 BEGAN(Boundary Equilibrium GAN)을 차량휠 설계에 활용한 예시를 보여준다. BEGAN의 경우 판별기를 인코더와 디코더로 구성된 오토인코더(Autoencoder)를 사용한다. 생성기는 판별기의 디코더와 동일한 네트워크를 사용하며, 컨볼루션(Convolution) 레이어, 업샘플링(Up-sampling) 레이어, 풀리 커넥티드(Fully connected) 레이어를 통해 잠재변수  $z$ 로부터 새로운

(a) BEGAN의 아키텍처



(b) 판별기의 인코더 네트워크



(c) 생성기 & 판별기의 디코더 네트워크

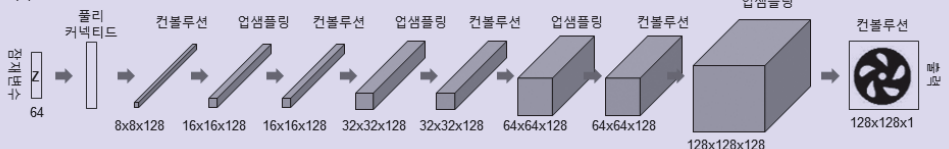


그림 3 BEGAN을 이용한 휠 설계안 생성 모델(Oh et al., 2019)

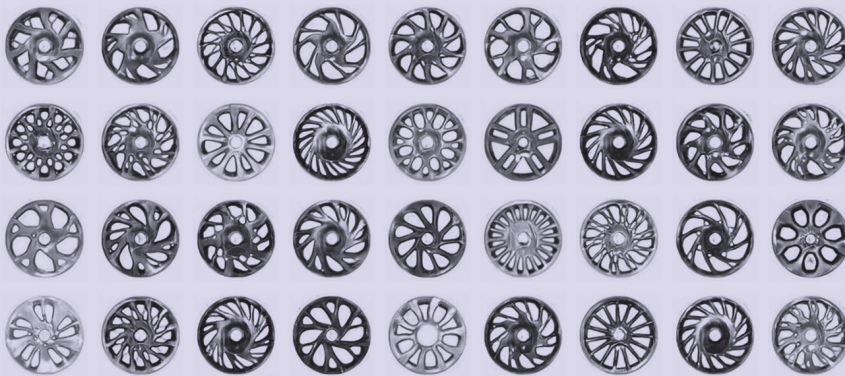
설계안을 생성할 수 있는 네트워크를 가진다.

생성 모델만으로 공학적으로 의미있는 설계안을 생성하는 데는 한계가 존재하지만, 제너레이티브 디자인과의 결합을 통해 서로의 문제점을 보완할 수 있는 가능성이 보인다. 첫째, 생성

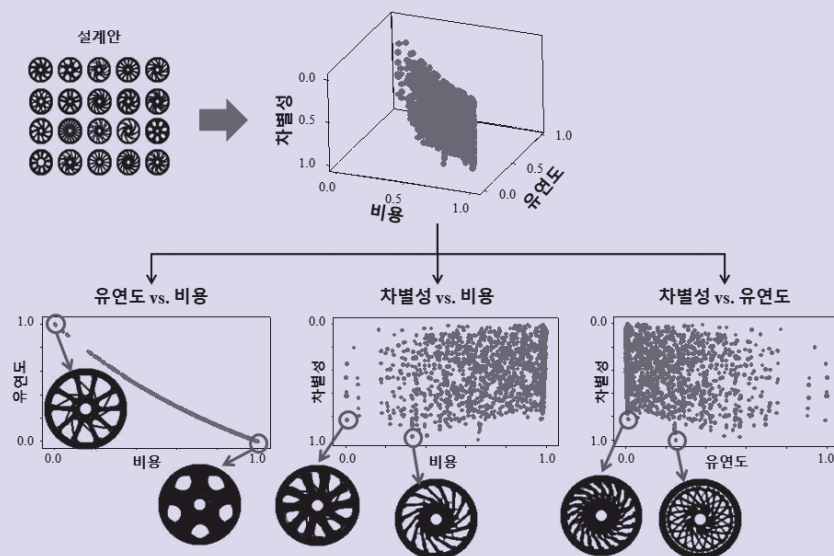
**설계안의 생성/평가/추천에 이르는 전 과정의 자동화를 위해서는 인공지능 기반의 융합 연구가 필요하다.**

결과물은 공학적

모델은 다량의 학습 데이터를 필요로 하지만, 다량의 과거 설계 데이터를 축적하고 있는 기업은 한정적이다. 이 때 제너레이티브 디자인이 다량의 학습 데이터를 생성할 수 있다. 둘째, 생성 모델의 성능을 보장하지 않는다. 이때 위상 최적화의 목적함수를 통해 성능 평가가 가능하다. 셋째, 생성 모델은 모드 붕괴(mode collapse)로 인해 특정 결과물만을 잘 생성해 내고 결과물의 품질이 고르지 못한 단점이 있다. 이때 제너레이티브 디자인으로 후처리를 하여 최종 품질을 향상시킬 수 있다.



**그림 4** 설계안 생성 예시: 최종 생성된 설계안에 딥러닝(pix2pix)을 이용하여 자동으로 재질을 입힘. 이는 설계안 추천 단계에서 설계안 선호도 평가 시에 현실감을 줄 수 있도록 함.



**그림 5** 설계안 평가 예시: 성능(유연도), 비용, 차별성에 대해 평가하고 파레토 곡선에 놓인 설계안들을 확인함(Oh et al., 2019).

## 딥제너레이티브 디자인

앞에서의 소개와 같이 역학 기반의 제너레이티브 디자인과 데이터 기반의 딥러닝은 상호보완적인 성격을 가지고 있다. 이 글에서는 제너레이티브 디자인과 딥러닝을 결합한 딥제너레이티브 디자인(Deep Generative Design) 연구를 예시로 소개한다(Oh et al., 2019; Kim et al., 2019). 딥제너레이티브 디자인은 다음의 세 단계로 구성이 되며, 향후 각 단계의 성능을 심화하는 방향의 후속 연구들이 진행될 예정이다.

- Stage 1 - 설계안 생성: 과거 설계 레퍼런스를 바탕으로 제너레이티브 디자인과 생성모델의 사용을 순차적으로 반복한다. 의미 있는 새로운 설계안이 생성되지 않을 때까지 반복하여, 소량의 과거 설계 레퍼런스에서 다량의 설계안으로 증폭시킬 수 있다.(그림 4)
- Stage 2 - 설계안 평가: 최종 생성된 설계안들의 성능, 비용, 차별성 등을 평가하여 비교한다. 이때 딥러닝의 이상치탐지 기술을 통해 새로운 설계안의 차별성(novelty)을 측정할 수 있도록 하며, 평가된 설계안들은 산점도로 나타내 평가요소별로 상충관계를 살펴볼 수 있도록 한다.(그림 5)
- Stage 3 - 설계안 추천: 평가된 설계안들에 대한 설계자 혹은 잠재 고객의 정성적인 선호도를 학습하여 선호도가 높은 순서로 설계안을 추천하는 단계이다. 이를 위해 설계안들에 대한 비교 설문을 진행하며, 응답 데이터를 바탕으로 머신러닝 기반 선호도 예측 모델을 구축한다.

## 맺음말

제너레이티브 디자인과 딥러닝의 생성모델은 인간을 대신하여 다량의 새로운 설계안을 생성해 낼 수 있는 기술들이다. 두 기술의 결합은 최적설계의 도메인 지식과 데이터 기반의 인공지능의 높은 성능이 시너지를 이룰 수 있게 한다. 설계안의 생성, 평가, 추천에 이르는 설계의 전 단계에서 인간을 대체하는 진정한 자동화를 이루기 위해서는 최적설계와 인공지능뿐만 아니라 인간을 연구하는 다양한 인문사회과학 분야와의 초학문적인 융합 연구가 필요하며, 이러한 연구들은 4차 산업혁명 시대의 새로운 설계 패러다임을 제시할 것으로 기대한다.