

저자 (Authors)	강남우
출처 (Source)	기계저널 59(8) , 2019.8, 24-28(5 pages) Journal of the KSME 59(8) , 2019.8, 24-28(5 pages)
발행처 (Publisher)	대한기계학회 The Korean Society of Mechanical Engineers
URL	http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE08759881
APA Style	강남우 (2019). 제너레이티브 디자인과 인공지능 기반 설계 자동화. 기계저널, 59(8), 24-28
이용정보 (Accessed)	University of Michigan(미시건대학교) 210.100.***.33 2019/09/10 20:16 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

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 기계공학적인 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 사용한다면 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

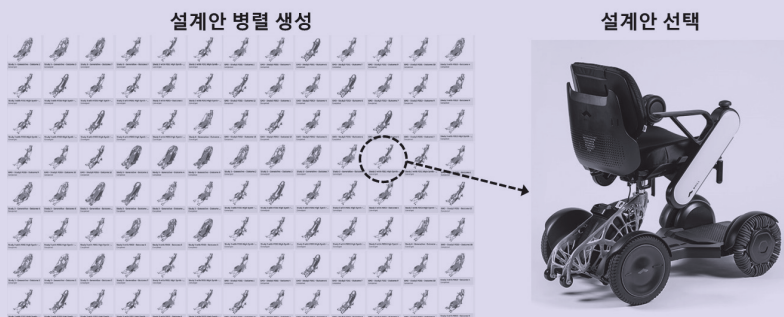


그림 1 제너레이티브 디자인 예시: 휠체어의 경량화 프레임 설계를 위해 제너레이티브 디자인으로 다량의 설계안을 병렬 생성한 후 선택하여 적용함(www.autodesk.com).

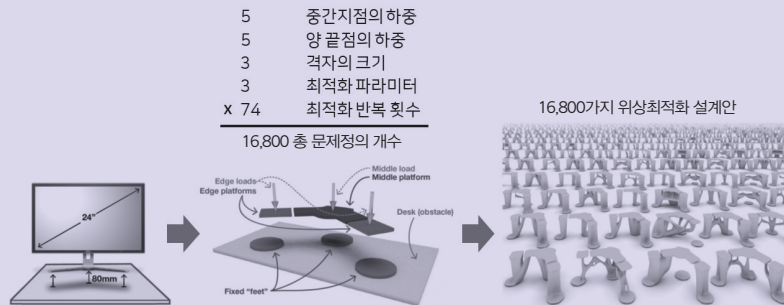


그림 2 제너레이티브 디자인의 문제 정의의 다양화 예시(Matejka et al., 2018)

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.

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

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

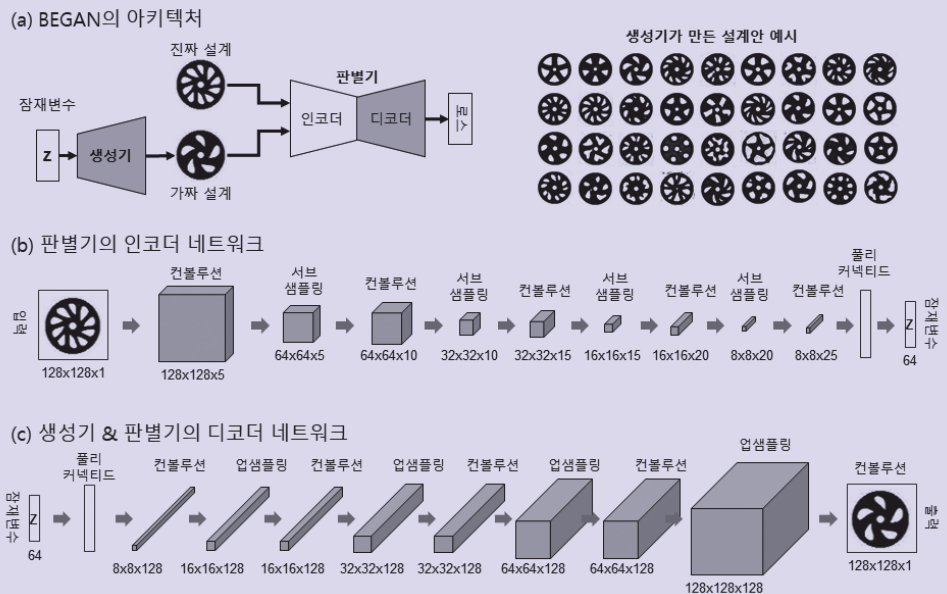


그림 3 BEGAN을 이용한 휠 설계안 생성 모델(Oh et al., 2019)

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.

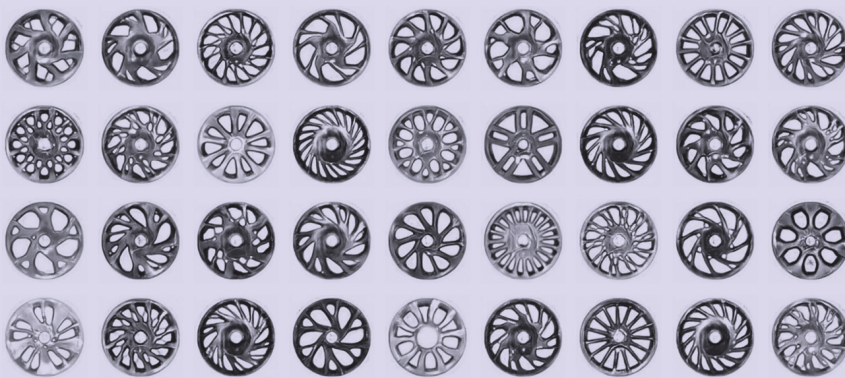


그림 4 설계안 생성 예시: 최종 생성된 설계안에 딥러닝(pix2pix)을 이용하여 자동으로 재질을 입힘. 이는 설계안 추천 단계에서 설계안 선호도 평가 시에 현실감을 줄 수 있도록 함.

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.

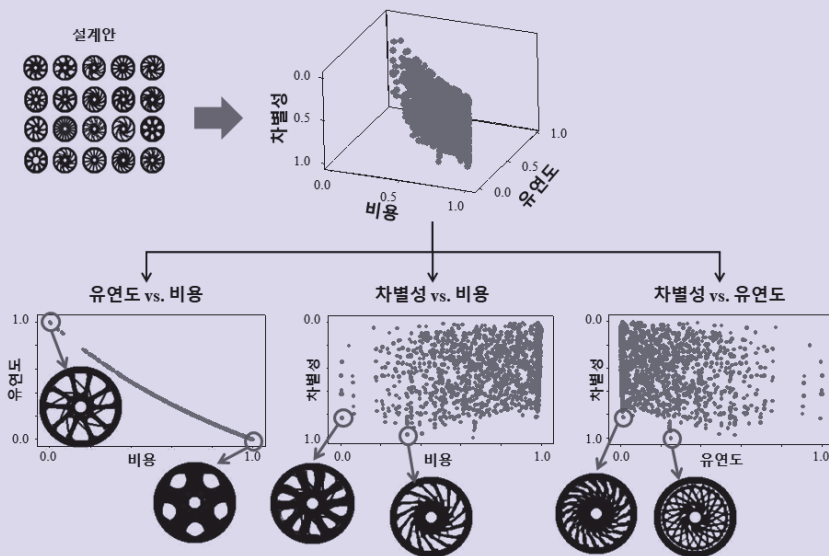


그림 5 설계안 평가 예시: 성능(유연도), 비용, 차별성에 대해 평가하고 파레토 곡선에 놓인 설계안들을 확인함(Oh et al., 2019).

- 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.