Journal of Korean Society of Steel Construction
Vol.37, No.5, pp.305-314, October, 2025

ISSN(print) 1226-363X ISSN(online) 2287-4054
DOI https://doi.org/10.7781/kjoss.2025.37.5.305

내진 성능을 고려한 비정형 강재 댐퍼의 딥러닝 기반 생성형 설계

방진홍[1] · 배재훈[2] · 김상훈[3] · 박상인[4] · 김영주[5] · 도재혁[6*]
[1]석사과정, 경상국립대학교, 기계항공우주공학부, [2]교수, 전남대학교, 건축디자인과, [3]교수, 전남대학교, 기계설계공학과,
[4]교수, 인천대학교, 바이오-로봇 시스템 공학과, [5]대표, ㈜한국건축구조연구원, [6]교수, 경상국립대학교, 항공우주공학부

Deep Learning-Based Generative Design Framework of Unstructured Steel Dampers Considering Seismic Performance

Bang, Jin Hong[1], Bae, Jae Hoon[2], Kim, Sang Hoon[3], Park, Sang-In[4], Kim, Young Ju[5], Doh, Jae Hyeok[6*]
[1]Graduate Student(Master's Course), School of Mechanical and Aerospace Engineering,
Gyeongsang National University, Jinju, 52828, Korea
[2]Professor, Dept. of Architectural Design, Chonnam National University, Yeosu, 59626, Korea
[3]Professor, Dept. of Mechanical Design Engineering, Chonnam National University, Yeosu, 59626, Korea
[4]Professor, Dept. of Biomedical & Robotics Engineering, Incheon National University, Incheon, 22012, Korea
[5]CEO, Korea Institute of Structural Engineering & Consulting, Busan, 46241, Korea
[6]Professor, School of Aerospace Engineering, Gyeongsang National University, Jinju, 52828, Korea

Abstract – The seismic design of steel dampers is critical for enhancing the structural resilience of buildings under seismic loads. However, achieving cost-effective and tailored solutions remains challenging due to the diverse seismic demands of different structures. This study introduces a generative design framework for unstructured steel dampers, optimizing seismic performance and construction costs. Pareto-optimal solutions derived through optimization form the training dataset for a deep learning generative model, which integrates Variational Autoencoders (VAE) to improve data distribution and ensure feasible designs. This research presents a scalable approach to seismic design, leveraging advanced deep learning techniques and optimization to achieve resilience and cost-efficiency in steel damper applications.
Keywords – Steel damper, Generative design, Deep learning, Seismic design

1. 서 론

최근 급격한 지진 활동 증가로 인해 물적 및 인적 자원 피해가 증가하고 있으며, 이에 따라 내진 설비 중요성이 대두되고 있다. 국내 지진 피해 대비를 위해 건축물의 내진 설계를 의무화하고 있으며 경제성이 우수한 제진 구조의 강재 댐퍼에 관한 연구가 활발히 진행 중이다[1],[2]. 내진 설계는 지진 발생 시 건물의 구조적 손상을 최소화하고 건물의 안정성을 향상시킨다. 내진 설계에서 제진 구조의 강재 댐퍼는 지진 시, 주요 구조물보다 먼저 소성 변형하여 발생하는 지진에너지를 소산시킨다. 이를 통해 건물 핵심 구조 부재의 손상을 방지하고 구조물의 안정성을 유지하는 임무를 수행한다[3].

또한, 강재 댐퍼는 강판을 활용해 제작 및 시공이 매우 유리하며, 지진 발생 후 파손된 강재 댐퍼 교체를 통해 신속하게 초기 상태로 복구할 수 있다. 이는 건물의 지속적인 사용 가능성을 높여주며, 비상 상황에서 건물의 빠른 재사용이 가능하다[4],[5]. 기존의 강재 댐퍼 설계 방법은 경험적 실험과 유한요소해석(Finite element analysis, FEA)에 크게 의존하기 때문에 성능과 재료사용량 측면에서 최적의 설계가 이루어지지 않은 경우가 많다.

기존 내진 댐퍼는 규격화 및 상용화된 구조물에 초점을 맞추고 있어 최근 건축 경향인 비정형 및 복잡한 구조물에 효과적으로 내진 보강을 적용하기 어렵다.

Note.-Discussion open until April 30, 2026. This manuscript for this paper was submitted for review and possible publication on July 22, 2025; revised on September 3, 2025; approved on September 3, 2025.

*Corresponding author.
Tel. +82-55-772-3314 Fax. +82-55-772-1580
E-mail. jdoh@gnu.ac.kr

또한 구조적 안정성을 보장하기 위해 보수적인 설계에 초점이 맞춰져 설계 최적화를 통한 경량화로 원자재 절감, 높은 진동 저감 성능을 달성하는 데 한계가 존재한다[6].

최근 적층 제조 기술의 발달로 금속 적층 제조 기술과 고성능 소재를 활용하여 전통적인 제조 방식으로 구현하기 어려운 복잡하고 효율적인 성능의 비정형 구조물 제조가 가능해짐에 따라, 다방면의 분야에서 널리 활용되고 있다[7].

또한, 인공지능의 발달로 공학 설계 분야에서 딥러닝, 머신러닝 기법들을 활용하여 기존 방법 대비 단시간에 저비용으로 효과적인 결과를 도출하고 있다. 특히 적층 제조 기술의 발달로 비정형 구조물 제작이 쉬워짐에 따라, 딥러닝 기반 생성형 모델을 활용하여 경량화, 고강도화, 맞춤형 설계를 만족하는 구조물 생성을 통해 기존 설계안의 한계점을 극복하며 설계자에게 넓은 대안 제공이 가능하다. 생성형 모델 활용을 통해, 다양한 형상 데이터를 기반으로 학습한 후, 기존의 설계 패턴을 확장한 새로운 구조 형상을 효율적으로 생성할 수 있다[8]. 이는 설계자에게 광범위한 설계 대안을 제공하고, 적층 제조와의 결합을 통해 물리적 제약을 극복하며 실질적 제조까지 이어질 수 있는 통합 설계 프로세스를 구현할 수 있다는 점에서 높은 기대를 받고 있다[9].

본 연구에서는 딥러닝 기반 생성형 모델을 통해 강재 댐퍼의 생성형 설계를 수행하기 위해 딥러닝 모델의 학습 데이터를 확보하였고, 이를 기반으로 딥러닝 기반 생성형 및 내진 특성 예측 모델을 구축하였다. 생성된 설계안 중 내진 특성이 우수한 형상을 내진 특성 예측 모델을 활용하여 선정하였다, 본 연구에서는 실제 금속 적층 제조 및 실험 검증에 앞서, 딥러닝 생성형 설계를 통해 고성능 강재 댐퍼를 효율적으로 설계하는 방법론을 구축하고 비선형 유한요소해석을 활용하여 내진 성능을 선행적으로 검증하고자 한다.

2. 딥러닝 학습 데이터 구축

2.1 벌집 격자 구조 강재댐퍼 다중목적 최적화

높은 성능의 딥러닝 모델 구축을 위해 대량의 고품질 학습 데이터 수집이 필수적이다. 본 연구에서는 기존 연구에서 제안된 벌집 격자 구조 강재 댐퍼 설계 방법론을 기반으로, 딥러닝 기반 생성형 모델 학습 데이터셋을 구축하였다[10]-[12]. 선행연구에선 벌집 격자 구조 강재 댐퍼의 강성과 에너지 소산력에 큰 영향을 미치는 세로 및 가로 방향 셀 개수, 내부 셀의 기준점 두께, 내부 셀의 모서리 라운드 총 4가지 설계변수를 선정하였으며, 내부 셀의 너비(b) 및 높이(h)를 정의하여 구조적 치수에 관한 제약 조건을 적용하였다[10].

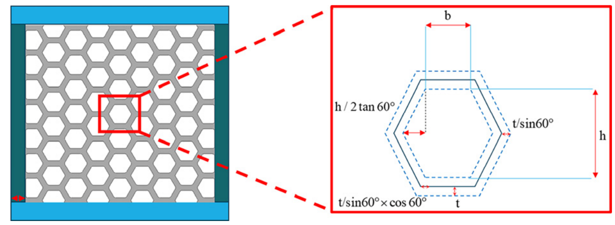


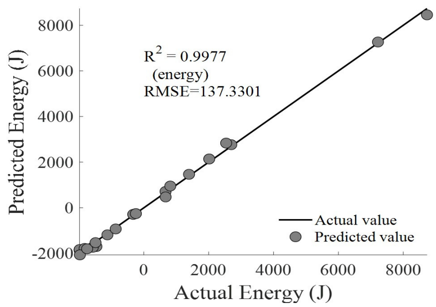
Fig. 1. Design variables based on the cell shape[10]

선행연구를 통해 무게 대비 기계적 특성이 우수한 벌집 격자 구조 강재 댐퍼의 설계변수에 따른 대리모델 구축 및 다중목적 최적화를 수행하였다. 본 연구에서는 다목적 최적화 방법인 비지배 정렬 유전 알고리즘(Non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA)을 활용해 다양성을 유지하면서 신뢰도가 높고 구현 가능한 데이터셋을 확보하여 데이터셋 생성과 수집에 드는 비용 및 시간을 최소화하고자 한다[13].

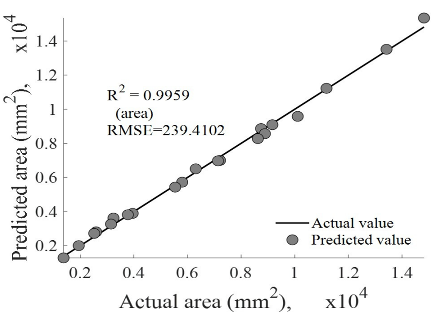
2.1.1 최적 설계 정식화 및 대리모델 구축

이전 연구에서 활용된 벌집 격자 구조 강재 댐퍼의 육각 구조는 동일 부피 대비 강성 및 강도가 우수하고 굽힘과 전단 하중에 강하여 내진 성능이 뛰어난 형상 특성을 갖는다. 육각 구조의 배치 및 형상에 따라 구조 성능이 크게 달라지므로, 설계변수에 따른 최적 설계 정식화가 선행된다.

선행연구에서는 벌집 구조의 기하학적 설계를 위해 총 네 가지 설계변수를 설정하였다. 설계의 실현 가능성과 대칭 조건을 만족시키기 위해, 전체 댐퍼의 폭과 높이에 대한 수식적 제약 조건을 설정하였다. 또한, 최적화 문제를 수학적으로 정식화하여 벌집 격자 구조 강재 댐퍼의 면적 최소화와 에너지 소산량 최대화를 목적 함수로 선정하였다. 이후 실험계획법 기반 반응표면법 대리모델을 구축하였다.



(a) Surrogate model for energy dissipation



(b) Surrogate model for damper area

Fig. 2. Surrogate models based on response surface method

2.1.2 비선형 유한 요소 해석

강재 댐퍼에서의 실제 성능은 댐퍼 자체의 형상, 재료 특성뿐 아니라 구조물 내 배치 위치 및 접합부의 경계조건, 작용 하중조건에 크게 좌우된다[14]. 이에 Brace, Wall, Shear Link, Chevron 등 다양한 설치 방식을 고려하되, 특히 전단 변형이 집중되는 구간에 배치하고 충분한 변위 능력을 발휘할 수 있도록 접합부의 강성과 내구성을 확보하는 것이 필수적이다. 본 연구에서는 복합적 요인 중 댐퍼 고유의 형상적 성능을 정량적으로 평가하였다. 반복하중이 가해지며 항복 후에도 변형을 통해 지속적으로 에너지를 소산시키는 강재 댐퍼의 거동을 파악하기 위해 비선형 FEA를 수행하였다. 비선형 FEA 경계조건으로 하단 고정, 상단 반복 하중으로 구성되며, KDS 41 17 00 기준을 기반으로 한 양방향 지진 하중 프로토콜을 Fig. 3와 같이 적용하였다.

KDS 41 17 00의 총 18개의 사이클(10 mm 8회, 20 mm 5회, 30 mm 5회)에 대한 사이클별 하중–변위 이력 거동을 분리하여 도출하였고, Python 기반 후처리 과정을 통해 각 사이클별 에너지 소산량을 사다리꼴 적분(Trapezoidal integration) 방식으로 계산하고 이를 누적하여 총 에너지 소산량을 도출하였다. 강재 댐퍼의 한

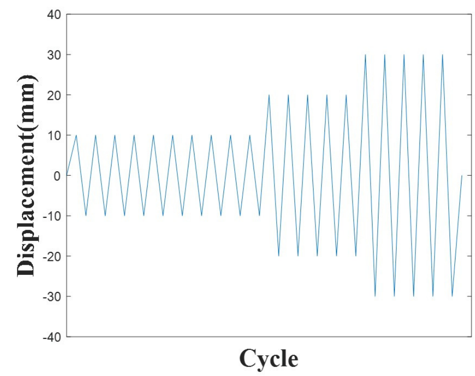


Fig. 3. Seismic loading protocol based on KDS 41 17 00 standard

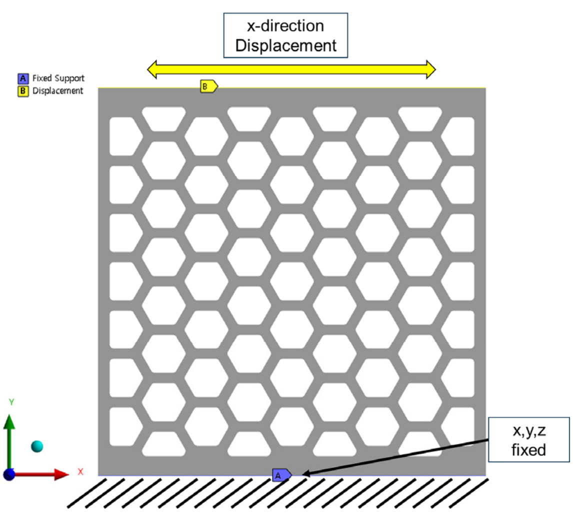


Fig. 4. Boundary conditions for FEA

계상태를 면외좌굴 또는 국부 파단으로 인해 하중 저하가 발생하는 시점으로 정의하였으며, 해당 시점 이후의 반복 이력은 에너지 소산력에 반영하지 않았다. 본 연구에서는 추후 제조 및 실제 실험을 통한 검증을 위해 금속 적층 제조에 적합하며, 복잡한 슬릿 형상을 안정적으로 구현할 수 있는 인코넬(Inconel) 718 재료를 활용하였다. 인코넬 718은 적층 제조에 적합할 뿐 아니라, 고강도 합금임에도 반복하중에서의 피로 내구성이 우수하여 항공·터빈 부품 등 극한 환경에서 널리 활용되고 있다. 본 연구에서는 이러한 특성을 활용하여, 형상 제어를 통해 목표 항복력을 조절하면서도 반복 소성 하중에 대한 안정적인 수명을 확보하고자 인코넬 718을 적용하였다. 인코넬 718의 탄성계수(E), 항복 인장강도(σY) 및 극한 인장강도(σU) 등 재료 물성값은 Table 1과 같다.

2.1.3 비지배 분류 유전 알고리즘

비지배 정렬 유전 알고리즘을 활용하여 강재 댐퍼의 면적(중량) 최소화 및 에너지 소산력 최대화를 목적으로 하는 다중목적 최적화를 수행하였다. 2개의 목적함수를 갖는 NSGA-II 기반 다중목적 최적화를 통해 Pareto front 개념의 최적해 집합군을 도출하였다. 딥러닝 모델의 학습 데이터를 늘리기 위해 Pareto chart의 Population size를 증가시켰으며, 도출된 최적해 집합군을 딥러닝 모델의 학습 데이터로 활용하였다. 이를 통해 다양성을 유지하면서 신뢰도가 높고 구현 가능한 데이터셋을 확보하여 데이터셋 생성과 수집에 드는 비용 및 시간을 최소화하였다.

Table 1. Material property for FEA

Material	E (MPa)	ν	σ_Y (MPa)	σ_U (MPa)
Inconel 718	142,483	0.29	502.25	944.54

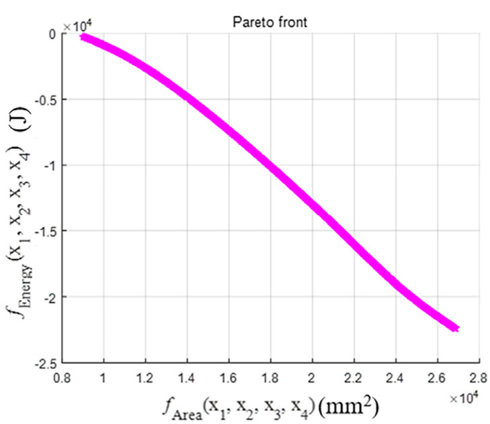


Fig. 5. Pareto front of NSGA-II

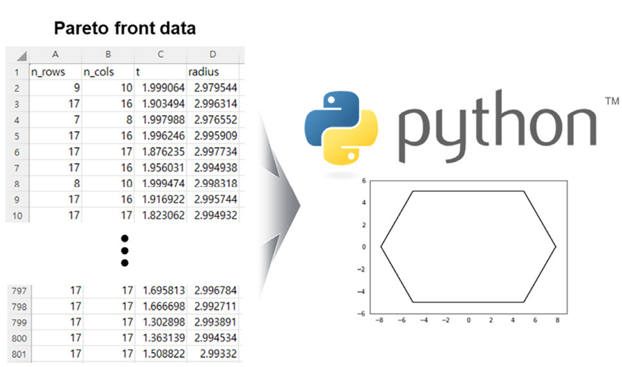


Fig. 6. Honeycomb damper modeling automation

2.2 Python 기반 격자 구조 모델링 자동화

NSGA-II를 통해 800개의 최적해 집합군을 생성하였다. 도출된 집합군의 결과에 대한 형상 이미지 데이터가 필요하며, 이를 개별 모델링 하기에는 많은 어려움이 따른다. 이에 Python을 활용하여 최적해 집합군 설계변수 데이터를 기반으로 육각 구조의 벌집 격자 구조 강재 댐퍼의 내부 구조 좌표를 계산하고 가로 및 세로 방향 셀의 개수만큼 모델링하는 자동화 코드를 구축하였다. 이를 통해 딥러닝 기반 생성형 모델 학습을 위한 데이터를 확보하였다.

3. 딥러닝 기반 생성형 모델

기존 강재 댐퍼의 설계는 고 연신율과 충격 흡수능력이 요구되는 재료를 활용하며, 이에 따라 재료 선택에 제한이 존재하며 제작 및 유지 보수 비용이 증가하는 문제가 있다. 또한, 기존의 최적화 과정은 전체 설계 공간에서의 탐색을 제한하거나, 높은 계산 비용 등의 한계가 존재한다. 딥러닝 기반 생성형 설계를 통해 강재 댐퍼의 형상을 잠재 공간으로부터 생성하여 설계자에게 직관적이며 넓은 설계안을 제공해 설계 시간 절감이 가능하게 하며, 이를 활용하여 기존의 설계 공간을 확장해, 효율적이고 혁신적인 설계를 가능하게 할 수 있다[15].

3.1 변분 오토인코더 모델

본 연구에서는 동일 부피에 대한 무게 대비 강성 및 강도가 우수하며 굽힘, 전단 하중에 강해 지진 상황 시 건축물의 에너지를 소산시키는 댐퍼로 활용될 수 있는 벌집 격자 구조 기반의 강재 댐퍼 데이터를 생성형 모델의 학습 데이터로 활용하였다. 변분 오토인코더(Variational auto encoder, VAE)는 확률 분포 개념을 활용하여 입력 데이터를 잠재 공간의 확률 분포로 매핑한다. 이후, 잠재 공간에서 샘플링한 데이터를 디코더를 통해 복원하며 새로운 데이터를 생성한다. 이를 통해 입력 데이터와 유사하며 새로운 형상을 생성하는 모델을 통해 기계적 특성이 우수한 벌집 격자 구조와 유사한 형상군을 생성할 수 있다. 이를 통해 데이터의 연속

적이며 분산된 표현을 학습하고 새로운 형상을 생성하는데 직관적이며 넓은 대안을 제공한다.

3.2 VAE 모델 구성 및 하이퍼 파라미터 튜닝

딥러닝 기반 생성형 모델이 학습데이터에 과적합되어 특정 형태로만 수렴하는 문제를 방지하고 생성안의 다양성과 품질을 확보하기 위해 학습 데이터 전처리를 수행하였다. 또한, 입력 이미지를 얼마나 잘 복원했는지를 나타내는 재구성 손실(Reconstruction Loss)과 생성된 이미지가 얼마나 새로운지를 나타내는 KL 발산(Kullback-Leibler Divergence) 손실 함수 가중치 및 레이어 구성에 대한 하이퍼 파라미터 튜닝을 수행하였다. 입력 데이터로 사용된 128×128 크기의 벌집 격자 구조 강재 댐퍼 형상 이미지는 인코더(Encoder)를 통해 점차 낮은 차원으로 축소되며 주요 형상적 특징을 효과적으로 추출하였다. 이 과정에서 입력 이미지는 잠재 공간(Latent space)의 정규화된 확률 분포 상의 낮은 차원 표현으로 매핑된다.

이후, 잠재 공간에서 가우시안 분포를 따르는 포인트를 추출하여 디코더(Decorder)를 통해 고차원 공간으로 복원하며 최종적으로 새로운 강재 댐퍼 형상 이미지를 생성한다.

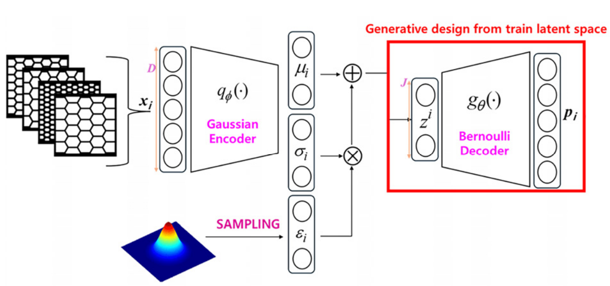


Fig. 7. VAE model for generative design

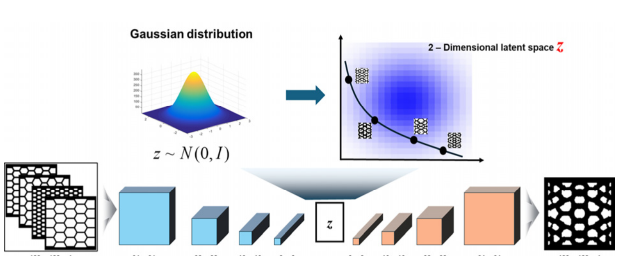


Fig. 8. VAE model layer

3.3 생성 설계안 선정을 위한 내진 특성 예측 모델

3.3.1 합성곱 신경망 내진 특성 예측 모델

NSGA-II 최적화 기법을 수행하여 얻은 벌집 격자 구조 강재 댐퍼 최적해 집합군 형상들을 학습 데이터로 활용하여 강재 댐퍼의 에너지 소산력 및 면적을 예측하는 합성곱 신경망(Convolutional neural network, CNN) 모델을 구축하였다. 본 연구에서의 에너지 소산량은 반복하중에 대한 전체 누적 이력 거동의 면적을 적분하여 계산하였다. 과도한 응력 집중 및 구조물 파괴로 인한 강성 저하 등 구조적 안전성에 관한 문제점이 발생하였다면, 이는 이력 거동의 급격한 하중 저하로 이어지며 결과적으로 에너지 소산 능력의 감소로 반영된다. 이에 에너지 소산량은 이러한 응력 집중 및 구조물의 국부적인 파괴를 포함한 댐퍼의 내진성능을 검토할 수 있는 지표로 활용하였다. 이를 통해 생성한 강재 댐퍼 형상 이미지의 검증을 위한 비선형 유한요소해석을 수행하는 시간과 비용을 절감하고자 한다.

3.3.2 CNN 모델 고도화를 위한 이미지 데이터셋 증강

본 연구에서는 CNN 기반 내진 특성 예측 모델의 학습 성능을 향상시키고 과적합(Overfitting)을 방지하기 위해 이미지 증강(Image Augmentation) 기법을 활용하여 학습 데이터셋을 확장하였다. CNN 모델은 입력 이미지를 픽셀 단위로 인식하기 때문에, 동일한 구조라도 단순한 회전이나 이동, 반전 등의 변환에 따라 완전히 다른 이미지로 인식될 수 있다. 이에 따라, 원본 이미지에 다양한 형태의 기하학적 변형을 가한 추가적인 학습 이미지 데이터를 생성하여 모델의 일반화 성능을 강화하였다.

NSGA-II 선행연구를 통해 확보한 총 800개의 최

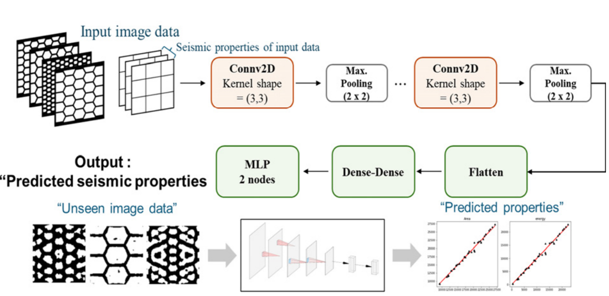


Fig. 9. CNN models for predicting seismic properties

적해 집합군 이미지를 기반으로, 전체 데이터는 학습 70 %, 검증 15 %, 테스트 15 %로 분류하였으며 학습 데이터를 각 이미지당 100개씩 총 56,000개의 증강 이미지 데이터를 학습에 활용하였다. 원본 데이터 중 240개는 모델의 검증 성능 평가를 위해 검증 및 테스트 세트로 무작위 분할하였다.

3.3.3 내진 특성 예측 CNN 모델 학습 및 검증

CNN 기반 내진 특성 예측 모델은 NSGA-II로부터 도출된 800개의 이미지 형상과 그에 대한 면적 및 에너지 소산량을 입출력 데이터로 지도학습 방식을 활용하였다. 모델의 학습 성능은 평균 제곱 오차(Mean squared error, MSE)를 손실 함수(Loss function)로 설정하였으며, 추가적인 성능 개선을 위해 적절한 CNN 모델의 레이어 구성 및 학습률 등을 활용하여 하이퍼 파라미터 튜닝을 수행하였다.

모델 학습 결과 Fig. 11에 나타난 바와 같이, 학습 손실(loss) 및 검증 손실(val_loss)이 Epoch가 증가함에 따라 과적합 없이 안정적으로 수렴하였다.

분류된 15 %의 테스트 데이터를 기반으로 모델 평가를 수행하였다. 결정계수(R-square)를 활용하여 예측값과 실제값과의 비교를 정량적으로 표현하였으며, 검증 평가 결과 면적 및 에너지 소산력에 대한 예측을 결정계수 0.98 이상으로 높은 정확도를 보여줌을 확인하였다. 이를 통해 CNN 내진 특성 예측 모델이 강재 댐퍼의 형상 이미지를 기반으로 내진 성능을 효과적으로 예측할 수 있음을 보여준다.

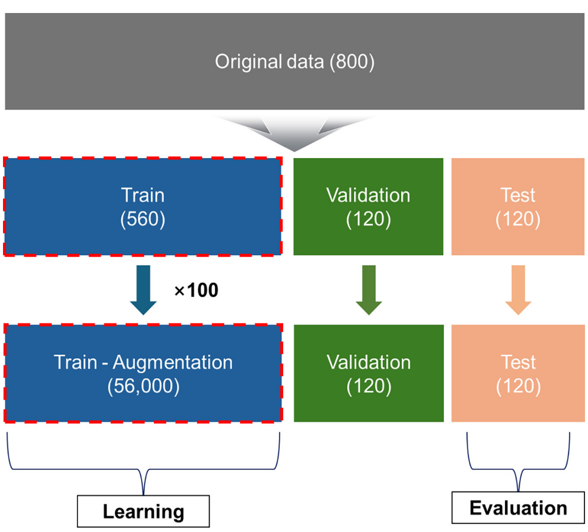


Fig. 10. Image augmentation for CNN model

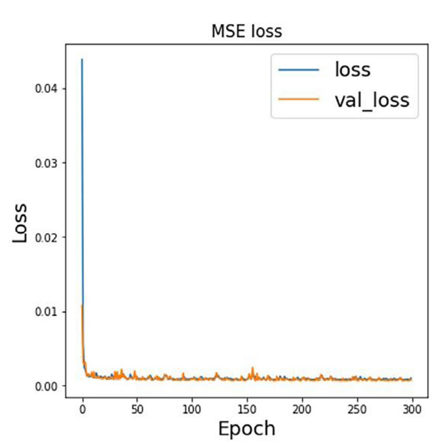
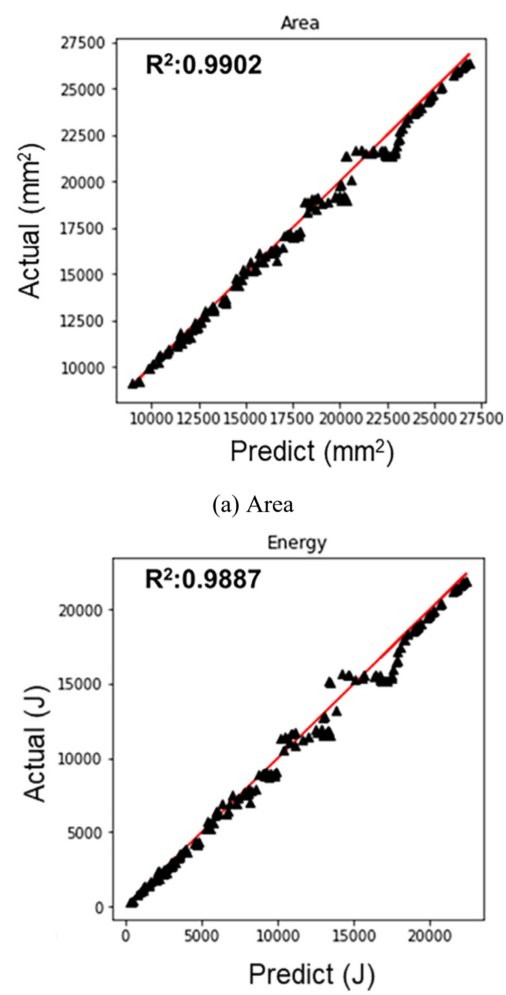


Fig. 11. Training loss of CNN model



(a) Area

(b) Energy dissipation

Fig. 12. Validate CNN model with a test data

3.4 생성 이미지 후처리

딥러닝 기반 생성형 모델을 통해 생성된 강재 댐퍼 형상 이미지들은 일반적으로 픽셀 기반의 이미지 형태이므로 미세한 노이즈를 포함하거나 부재의 연결이 매끄럽지 않은 등 기하학적으로 불완전한 형상이 생성된다. 이러한 형상을 해석하거나 적층 제조 시 불완전한 경계면 및 공극에서 응력 집중 및 부분적인 파단이 일어날 수 있어 실제 적층 제조 및 구조물로서 직접 활용하기에는 한계가 존재한다. 이러한 한계점을 극복하고 비선형 FEA 기반 성능검증 및 적층 제조 등을 위해 신뢰도 높은 CAD 파일로의 후처리 및 변환이 필요하다. Fig. 13과 같이 생성된 이미지에 대해 이진화(Binarization)를 수행한 형상 이미지에 대해 경계 추출을 수행하여 형상의 윤곽선을 추출하였고, 이후 가우시안 블러(Gaussian blur)를 활용하여 외곽선의 곡률 및 부재가 끊어진 부분을 보정하거나 대칭성을 유지하게 하였다.

후처리 된 외곽선은 Drawing exchange format(DXF)의 Polyline 형식으로 변환하였고 이를 기반으로 CAD 소프트웨어에서 활용하기 위한 STP 및 STL 파일을 생성하였다. 이러한 생성된 이미지의 후처리 과정을 통해 생성된 형상이 실제 제조 및 유한요소해석에 직접 활용될 수 있게 하였다.

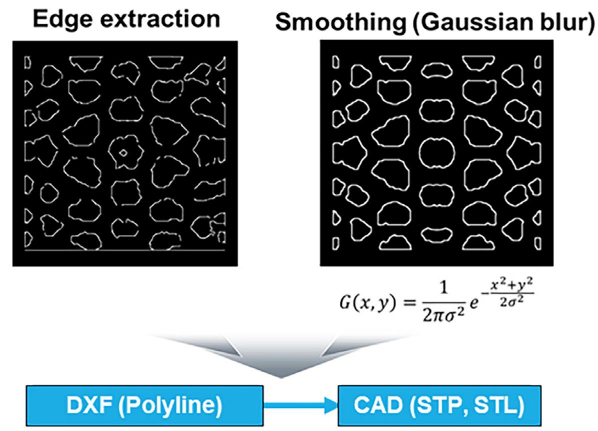


Fig. 13. Post-processing of generated image

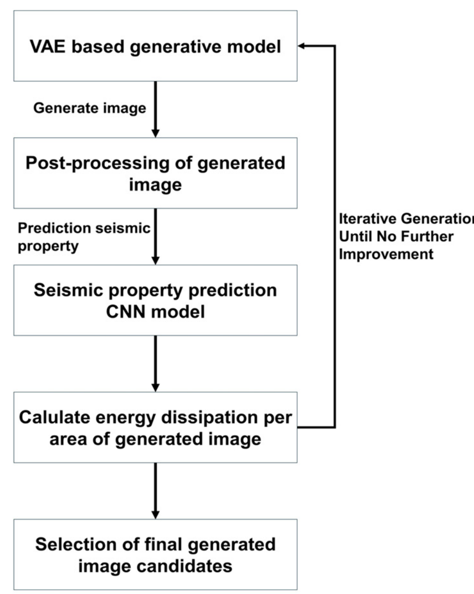


Fig. 14. Framework for selecting generate shapes with seismic efficiency

4. 내진 특성 검증 비선형 해석 결과

4.1 내진 특성이 우수한 설계안 생성 프레임웍

생성 이미지 중 면적당 에너지 소산량이 우수한 이미지를 선정하기 위해 앞서 개발한 내진 특성 예측 CNN 딥러닝 모델을 활용하였다. VAE 기반 생성형 모델로부터 생성된 강재 댐퍼 이미지를 후처리하였으며, 이후 CNN 모델을 통해 예측된 에너지 소산력 및 면적 수치를 바탕으로 면적당 에너지 소산량을 계산하였다. 이러한 프레임웍을 활용하여 최종적으로 개선된 설계안이 도출되지 않을 시점까지 반복시켜 면적 대비 에너지 소산량이 우수한 설계안을 생성하였다.

4.2 생성안 선정

본 연구에서 구축한 설계안 생성 프레임웍을 활용하여 새로운 이미지를 생성하였다. 생성된 수천 개의 강재 댐퍼 형상 중 최종 설계안을 선정하기 위해, 앞서 구축한 CNN 기반 내진 특성 예측 모델을 활용하였다. 해당 모델을 활용해 새롭게 생성된 강재 댐퍼 형상 이미지의 면적 대비 에너지 소산력이 도출하였으며. 이 중 면적 대비 에너지 소산력이 우수하며 부재가 기하학적으로 분리되어있거나 구조적 안정성이 취약한 생성안들을 제외하여 적층 제조할 수 있는 형상을 선별하였다.

전체 생성된 형상들의 예측된 면적 및 에너지 소산력 분포를 2차원 평면상에 시각화하여 Fig. 15와 같이 나타내었다. 본 연구에서는 부재가 끊어져 실현 불가능하

거나 응력 집중 및 좌굴이 발생하기 쉬운 형상을 제외하고 면적 대비 에너지 소산력이 우수한 2개의 최적 설계안을 선정하였다.

이러한 방식으로, 설계자가 특정 건축물에 적용을 위해 내진 성능 및 경량 설계 등 다양한 목적에 맞는 설계 대안을 시각적으로 비교하고 선택할 수 있다.

4.3 생성안 검증

본 연구에서는 구축된 생성형 설계 프레임워크으로부터 생성된 2개의 최적 설계안 검증을 위해 선정된 형상에 대해 비선형 FEA를 수행하였다. Fig. 16(a)와 Fig. 17(a)에 2개의 생성안에 대한 이력 거동을 누적 에너지 소산량 도출을 위해 각 사이클을 분리하여 나타내었다. 또한 Fig. 16(b)와 Fig. 17(b)에 최종 사이클의 종료 시점의 형상을 나타내었다. 생성된 강재 댐퍼의 면적, 에너지 소산량 수치를 CNN 모델의 예측 결과와 비선형 FEA의 결과를 정량적으로 비교 검증하였으며 이를 Table 2에 나타내었다. CNN 모델의 예측값과 비선형 유한요소해석 수치에 대한 상대 오차를 분석하였으며, CNN 모델을 통해 대략적인 수치를 파악 가능할 수준의 높은 정확도로 내진 특성을 예측하는 것을 확인하

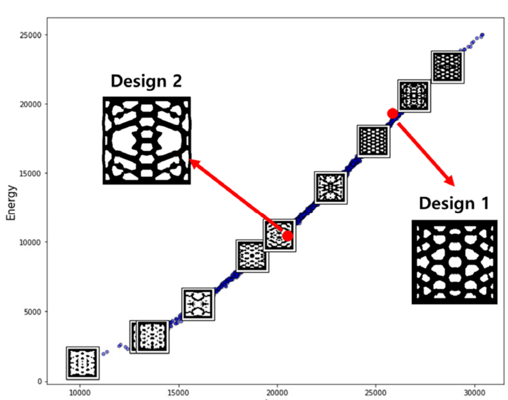
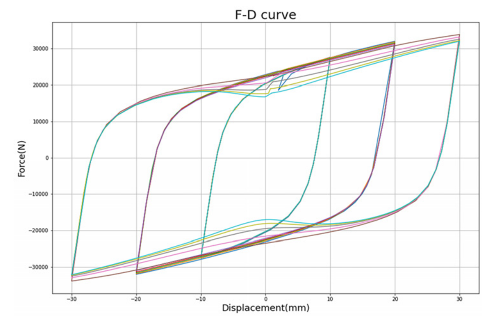


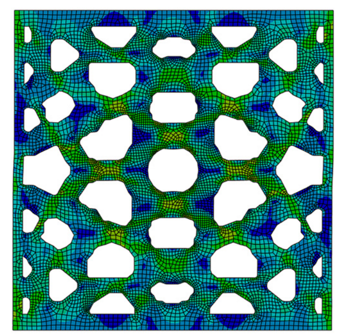
Fig. 15. Selection of generated design based on area-energy trade-off

Table 2. Comparison of FEA and CNN model

		Area [mm^2]	Energy dissipation [J]
Design 1	CNN predict	24,834	23,783
	FEA	27,234	25,947
	Error (%)	8.81	8.34
Design 2	CNN predict	20,588	12,459
	FEA	22,515	12,122
	Error (%)	8.56	2.78

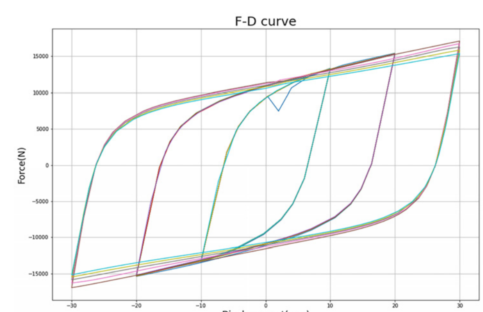


(a) F-D curve

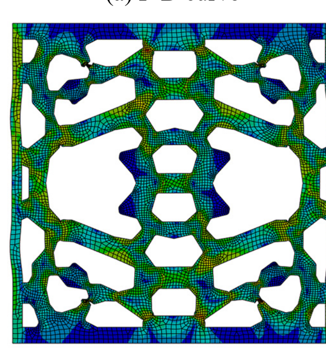


(b) Non-linear FEA

Fig. 16. Validate CNN model with a test data



(a) F-D curve



(b) Non-linear FEA

Fig. 17. Non-linear FEA for design 2 validation

였다.

선정된 형상들은 반복 하중조건의 비선형 FEA에서 안정적인 이력 거동을 보였으며, 응력 분포 결과를 통해 전체 구조에서 에너지 분산이 되는 것을 확인하였다. Fig. 16에서 일부 핀칭(Pinching) 현상이 관찰되었으며, 이는 생성된 격자 구조의 일부 얇은 부재들이 전단 하중에서 좌굴로 인해 발생하는 것으로 판단된다. 이러한 핀칭 현상은 에너지 소산 효율을 다소 감소시키지만, 전반적인 이력 거동은 큰 강도 저하 없이 안정적임을 나타냈다. 이를 통해 딥러닝 기반 생성형 모델을 통해 도출된 새로운 형상이 실제 구조물에 적용할 수 있는 수준의 기계적 성능을 보유하고 있음을 확인하였다.

5. 결 론

본 연구에서는 적층 제조 기반 비정형 구조 설계를 위해 딥러닝 기반 생성형 모델과 CNN 기반 내진 특성 예측 모델을 연계한 프레임웍을 제안하였다. 이를 통해 구조 성능이 우수한 강재 댐퍼 형상을 반복적으로 생성하고 예측함으로써, 기존의 경험적 설계나 반복 해석 기반 접근법의 한계를 극복하고자 하였다.

먼저, 선행연구에서 도출된 벌집 격자 기반 다중목적 최적 설계 데이터를 활용하여 CNN 예측 모델을 학습하였고, 해당 모델은 면적 및 에너지 소산량에 대해 결정계수(R^2) 0.98 이상의 예측 정확도를 달성하였다. 이후 VAE 기반 생성형 모델을 통해 새로운 강재 댐퍼 형상을 생성하고, CNN 모델을 이용해 면적당 에너지 소산량이 우수한 형상을 선별하였다. 반복 프레임워크를 통해 최적 설계안이 더 이상 개선되지 않을 때까지 자동으로 설계를 수행함으로써 고성능 형상을 효과적으로 도출하였다. 최종적으로 생성된 설계안에 대해 비선형 유한요소해석을 수행한 결과, CNN 모델의 예측값과 실제 해석 결과 간의 오차는 10 % 이내로 확인되었으며, 이는 제안된 CNN 예측 모델이 구조적 성능을 정량적으로 효과적으로 추론할 수 있음을 입증하였다.

강재 댐퍼는 건축물의 구조 형식, 용도 및 설치 조건에 따라 다양한 형태로 적용되어야 하며, 각기 다른 내진 성능 요구를 충족해야 한다. 본 연구의 생성형 설계 및 예측 프레임웍은 이러한 요구에 대응하기 위해, 학습된 딥러닝 모델을 기반으로 역설계 기법을 적용하여 원하는 성능 조건을 만족하는 형상을 신속하게 도출할 수 있는 가능성을 제시하였다. 이를 통해 설계자는 복잡한 설계변수 탐색 과정 없이도 효율적으로 최적 설계안을 확보할 수 있으며, 다양한 구조 환경에 유연하게 대응 가능한 맞춤형 내진 댐퍼 설계가 가능함을 확인하였다.

향후 연구에서는, 본 연구에서 해석적으로 검증된 최적 생성안을 실제 금속 적층 제조 기술로 제작하고, 가력 실험을 통해 물리적인 내진 성능을 직접 검증하고자 한다. 또한, 제안된 프레임웍를 3D 구조물 설계에 확장하고, 물리적 실현 가능성, 제조 및 국부 좌굴에 의한 핀칭 현상 억제를 위한 격자 구조 제약 조건 등 다양한 물리적 제약을 통합하는 생성형 설계 구조로 확장하고자 한다. 물리적 정보로 데이터 증강을 통합하고 생성 이미지 FEA 데이터 기반으로 전이 학습을 활용해 CNN 모델 정확도를 향상하고자 한다. 또한, VAE 뿐만 아니라 GAN과 같은 다른 생성형 딥러닝 모델과 비교하여 적합한 모델을 선택하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 2023년도 현대제철의 지원을 받아 수행된 H CORE “Solution” 산학과제 재원과 2024년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(RS-2024-00392865).

참고문헌(References)

[1] Kim, Y.J., Choi, K.Y., Park, H.-Y., and Kim, J.W. (2023) Seismic Performance of Structures Retrofitted with Stud-Type Steel Slit Damper System, *Journal of Korean Society of Steel Construction*, KSSC, Vol.35, No.6, pp.357–366 (in Korean).

[2] Fan, K., and Kim, T.S. (2024) Experimental Study on the Structural Performance of Steel Slit Dampers with Different Struts, *Journal of Korean Society of Steel Construction*, KSSC, Vol.36, No.3, pp.165–174 (in Korean).

[3] Youn, I., Kim, C.H., Do, C.G., and Jang, W. (2017) A Study on the Structural Performance of Steel Plate

Damper, *Journal of Korean Society of Steel Construction*, KSSC, Vol. 29, No.2, pp.159-167 (in Korean).

[4] Lee, C.-H., Ju, Y.K., Min, J.-K., Lho, S.-H., and Kim, S.-D. (2015) Non-Uniform Steel Strip Dampers Subjected to Cyclic Loadings, *Engineering Structures*, Elsevier, Vol.99, pp.192-204.

[5] Takagi, J., and Wada, A. (2019) Recent Earthquakes and the Need for a New Philosophy for Earthquake-Resistant Design, *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Elsevier, Vol.119, pp.499-507.

[6] Wang, Z., and Giaralis, A. (2023) A Novel Integrated Optimization-Driven Design Framework for Minimum-Weight Lateral-Load Resisting Systems in Wind-Sensitive Buildings Equipped with Dynamic Vibration Absorbers, *Structural Control and Health Monitoring*, Wiley, pp.1-19, 3754773.

[7] Andreacola, F.R., and Brando, G. (2024) Numerical Modelling of a 3D-Printed Metal Damper Designed Using Topological and Geometrical Optimization Algorithms, *Proceedings of the 11th International Conference on the Behaviour of Steel Structures in Seismic Areas*, Springer, pp.187-195.

[8] Krish, S. (2019) A Practical Generative Design Method, *Computer-Aided Design*, Elsevier, Vol.43, No.1, pp.88-100.

[9] Oh, S., Jung, Y., Kim, S., Lee, I., and Kang, N. (2019) Deep Generative Design: Integration of Topology Optimization and Generative Models, *Journal of Mechanical Design*, ASME, Vol.141, No.11, 111405.

[10] Bang, J., Bae, J., Kim, S., Park, S.-I., Kim, Y., and Doh, J. (2025) Multi-Objective Optimization Technique-based Inverse Design of Honeycomb Lattice Steel Damper Considering Target Internal Force, *Transactions of the KSME A*, KSME, Vol.49, No.6, pp.461-469.

[11] Javanmardi, A., Ghaedi, K., Ibrahim, Z., Huang, F., and Xu, P. (2020) Development of a New Hexagonal Honeycomb Steel Damper, *Archives of Civil and Mechanica Engineering*, Springer, Vol.20, 63, pp.1-19.

[12] Helou, M., and Kara, S. (2018) Design, Analysis and Manufacturing of Lattice Structures: An Overview, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, Taylor & Francis, Vol.31, No.3, pp.243-261.

[13] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002) A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, IEEE, Vol.6, No.2, pp.182-197.

[14] Kim, Y., and Kim, T.S. (2024) An Experimental Study on the Structural Performance of Steel Slit Dampers with Varied Strut Width under Constant Amplitude Loading Protocol, *Journal of Korean Society of Steel Construction*, KSSC, Vol.36, No.6, pp.333-344 (in Korean).

[15] Newton, D. (2019) Generative Deep Learning in Architectural Design, *Technology|Architecture+ Design*, Taylor & Francis, Vol.3, No.2, pp.176-189.

요　　약 : 본 연구에서는 다양한 목적의 내진 성능 요구에 대응하여 강재 댐퍼를 효과적으로 설계하기 위한 딥러닝 기반 생성형 설계 방법론을 수행하였다. 딥러닝 모델의 학습 데이터 확보를 위해 파레토 최적해 기반 다목적 최적화 및 비선형 유한요소해석을 수행하여 고품질의 데이터셋을 구축하였으며, 이를 기반으로 딥러닝 기반 생성형 모델 및 내진 특성 예측 모델을 구축하였다. 생성형 모델을 통해 기존에 관측되지 않은 다양한 형상의 댐퍼를 생성하였고 생성된 형상들을 내진 특성 예측 모델을 활용하여 비용 효율적으로 생성안들의 성능을 평가하였다. 이를 통해 설계자는 복잡한 설계변수 탐색 과정 없이도 효율적으로 최적 설계안을 확보할 수 있으며, 다양한 구조 환경에 유연하게 대응 가능한 맞춤형 내진 댐퍼 설계가 가능함을 확인하였다.

핵심용어 : 강재댐퍼, 생성형 설계, 딥러닝, 내진 설계, 다중목적 최적화