

요지

위상최적설계(topology optimization)는 주어진 제약 조건을 만족하는 설계 영역에 대하여 최적의 재료 분포를 찾는 설계 방법으로 설계 초기 단계에서 생각하기 어려운 재료의 배치를 구할 수 있다는 점에서 널리 사용하고 있으나 많은 수의 설계변수와 반복적인 유한요소해석으로 인하여 계산 비용이 높다는 단점이 있다. 이를 극복하고자 딥러닝 모델을 통해 짧은 시간 안에 위상최적설계안을 예측하는 연구들이 다수 발표되었으나 모두 합성곱 신경망 모델을 사용하였고, 직사각형 형태의 설계영역과 정사각형 요소로 범위가 제한되었다.

따라서 본 논문에서는 다양한 설계영역과 요소망으로 구성된 일반적인 위상최적설계문제에 딥러닝을 적용하기 위하여 그래프 신경망으로 위상최적설계의 과정을 재귀적으로 학습하는 방법을 제안한다. 밀도법 기반 위상최적설계안 예측을 위하여 요소를 정점으로 하여 그래프화 하였고, 위상최적설계 초기값과 초기값의 유한요소해석 결과중 변위와 응력을 입력 정점 특성으로 설정하여 정점 특성 행렬이 희소해지는 것을 방지하면서 응력을 통하여 하중이 가해지는 위치에 대한 정보를 제공하였다. 그래프 합성곱, 그래프 세이지, 그래프 어텐션 레이어로 모델을 구성하여 End-to-End 학습을 통해 위상최적설계안을 예측하도록 학습하여 검증 손실 값을 비교하였다. 각 모델에는 모두 배치정규화, 드롭아웃, L2 정규화를 이용하여 과적합을 방지하였고, 정

점 특성 행렬 사이에 잔차 연결을 적용하여 예측 성능을 향상시켰다. 세 모델 중 가장 낮은 검증 손실값을 보인 그래프 어텐션 레이어 모델로 예측한 설계안과 위상최적설계안의 컴플라이언스를 비교하였을 때 이상점의 비율은 10.57%, 결정계수 값은 0.8855 임을 확인하였다. 이후 이상점의 비율과 결정계수 값의 개선을 위하여 그래프 신경망으로 위상최적설계의 중간 과정을 학습하는 방법을 사용하였다. 데이터셋으로 사용하기 위한 위상최적설계의 과정을 재료밀도의 누적 변화량 기준으로 과정의 수를 일치시켜 저장하였고, End-to-End 학습에서 가장 낮은 검증 손실을 보인 그래프 어텐션 레이어 모델과 동일한 모델 구조를 사용하였다. 학습은 예측한 중간 과정을 입력으로 사용하여 다음 과정을 예측하는 재귀적 방법으로 진행하였고, 이를 End-to-End 학습을 통하여 위상최적설계안을 예측하는 방법과 비교하였을 때 이상점의 비율이 3.43%로 감소하고, 결정계수 값은 0.9687로 증가하여 그래프 신경망을 통해 위상최적설계안을 예측할 때 End-to-End 학습 방법보다 재귀적 학습 방법이 더 효과적인 것을 확인하였다.