

요지

위상최적설계(topology optimization)는 초기설계 없이도 높은 강성을 유지함과 동시에 경량화와 같은 주어진 제약 조건을 만족시키며 최적설계가 가능한 방법으로 설계자의 직관에 의존하지 않은 최적설계안을 도출할 수 있다는 점에서 널리 사용되고 있다. 그 중 Ground structure 기반의 위상최적설계는 트러스 구조 최적화에 사용되는 주요 접근 방식으로 선형계획법 기반의 최적화가 가능하여 시간 비용 측면에 있어서 이점이 있는 기법이다. 최근 막대의 길이에 별점을 부여하여 반복 선형계획법과 같은 수치적 기법을 사용하여 얇은 막대들로 인한 과도한 연결을 줄이며 트러스 구조의 제조 용이성을 확보하는 연구들이 발표되고 있으나 반복 선형계획법 계산으로 인한 시간 비용 측면에서 비효율적이다.

따라서 본 논문에서는 최적 트러스 구조의 레이아웃을 예측하기 위한 분류 신경망과 회귀 신경망을 순차적으로 결합한 그래프 신경망 기반 학습 방법을 제안한다. 트러스 구조는 그래프 구조와 유사한 정점(vertex)과 간선(edge)의 상호 연결된 막대들과 접합부의 집합으로 구성되며, 그래프의 정점과 간선의 수는 대상 설계 영역의 크기와 구성에 따라 다를 수 있다. 그래프 신경망은 다층 퍼셉트론(MLP, Multi-Layer Perceptron)과 합성곱 신경망(CNN Convolutional Neural Network)과 같은 기존의 신경망에서는 처리할 수 없는 가변 차원의 데이터를 학습할 수 있고, 트러스 구조와의 유사성을 활용할 수 있기에 채택되었다.

트러스 구조의 위상최적설계를 수행하게 되면 고도로 연결된 잠재적인 막

대의 후보 중 소수의 막대만이 최적화 결과로 남게 되어 학습 모델이 예측하기 어려운 매우 불균형한 데이터 분포를 유발하게 된다. 따라서 불균형한 데이터 문제를 해결하기 위해 3가지 방법을 고안하였다. 첫째로, 잠재적인 막대 후보 중 남게 되는 막대의 존재 유무를 분류하는 이진 분류 작업을 수행한 다음 회귀 작업을 순차적으로 진행하여 단면적의 세부 값을 예측하도록 구성하였다. 둘째로, 모델의 마지막 출력 층에서 지수함수 이용한 활성화 함수를 개발하였으며, 셋째로 0으로 치우쳐진 문제에서 학습에 도움이 되도록 Tweedie 손실함수를 적용하였다.

그래프 신경망을 사용하는 이점 중 하나인 다양한 설계 영역에서 학습할 수 있도록 외팔보, 단순지지보, 그리고 L자형 보의 세 가지 유형의 트러스 구조 최적화 문제를 정의하였다. 또한 학습 모델은 분류, 회귀, 그리고 최적성을 평가하는 세 가지 모델성능평가지표로 검증되었다. 그 결과 최적 트러스 구조의 막대의 위치, 단면적, 그리고 최적성을 유지하는지에 대한 컴플라이언스 (compliance) 모두에 대해 98% 이상의 성능을 기록하며 최적 트러스 구조를 예측하기 위한 알고리즘의 유효성을 평가하였다. 또한 그래프 신경망을 이용한다면 제조 용이성을 확보하기 위한 불필요한 막대를 제거하는 경우 선형계획법을 반복적으로 계산하지 않고 즉시 최적의 트러스 구조를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 따라서 엔지니어의 경험과 직관을 바탕으로 시행 착오적인 방법으로 시행되었던 기존의 대형 트러스 구조물 최적화에 비해 설계자가 생각하지 못한 최적 트러스 구조를 빠른 시간 내 도출해내는 데 도움이 될 것이다.