

Efficient Aerodynamic Design via Data-driven Approaches

양선웅

본 논문은 항공 분야의 공력 설계 효율화를 위한 데이터 기반 기법들의 활용 방안을 제시한 논문이다. 공력 해석을 위해 요구되는 과도한 계산량을 완화하기 위해 surrogate model (근사 모델)을 활용하고자 하였는데, 이 과정에서는 다음과 같은 사항들이 고려되어야 한다: 1) 고차원 설계 공간에서 발생하는 차원의 저주로 인한 모델 학습 효율 저하 문제가 해결되어야 하고, 2) 고차원 출력값의 예측에 특화된 근사 모델의 활용이 필요하며, 3) 사용된 근사 모델의 예측값에 대한 효율적이며 정확한 불확실성 정량화가 가능해야 한다. 본 학위논문은 이러한 한계들을 극복함으로써 공력 설계 효율화를 꾀하였으며, 그 의미는 다음과 같이 정리될 수 있다.

1) 공력 설계 과정에서의 고차원 입력 공간을 차원 축소 기법을 사용하여 저차원 잠재 공간으로 축소하고자 하였고, 축소된 잠재 공간에서의 gradient-free 최적화 기법의 적용 가능성을 확인하고자 하였다.

2) 고차원 데이터 예측을 위해 차수 감수 모델링 (reduced-order modeling) 기법을 활용하였으며 그 과정에서 축소된 차원의 해석 가능성이 커질수록 차수 감수 모델링의 성능이 향상함을 확인하였다. 최종적으로 축소된 차원의 해석 가능성을 확보하기 위해 variational autoencoder 딥러닝 모델 기반 프레임워크를 제시하였으며, 그 효과를 정량적으로 확인하였다.

3) Multi-output 예측 문제에 있어 deep ensemble 모델을 활용하여 신뢰성 있고 효율적인 불확실성 정량화를 수행하고자 하였다. Deep ensemble의 검증 과정에서 정량화된 불확실성의 낮은 신뢰도를 발견하였으며, 이의 품질을 보정하기 위해 실용적인 사후 보정 방법을 모델에 적용하였다. 결과적으로 공학 분야에서 근사 모델 기반 불확실성 정량화를 위해 가장 빈번하게 사용되는 Gaussian process regression에 비해 deep ensemble 기법이 더 신뢰성 있고 효율적인 불확실성 정량화가 가능함을 확인하였다.