

Smart Product Design Simulation with AI Predictive Models

AI 예측 모델로 순간적으로 용기 포장 개발 시뮬레이션

Pietro Bellogi / 아르테아 엔지니어링(주) 테크노컬 메니저
항 주판 / 애플리케이션 엔지니어

1. 도입

1985년의 창업 이래 아르테아는 40년에 걸쳐서 제품 설계를 위한 시뮬레이션 소프트웨어 개발이나 컨설팅서비스를 하고 있다. 포장 업계에 있어서는 제품 설계에서 생산, 운송, 수송, 점두진열 등에 있어 여러 가지 공정을 시뮬레이션 하는 것으로 코스트 삭감과 개발 시간의 단축에 공헌하고 있다(그림 1). 그 가운데에서도 플라스틱 보틀의 탑 로드나 양압·부압 해석에 간단하게 착수하는 전용 소프트웨어 Packaging CAE Manager(PCM)은 바로 메터를 입력하는 것만으로 해석 조건 설정에서 결과 출력까지 자동적으로 실시할 수 있어서 용기 개발 엔지니어에게 넓게 활용되고 있다(PCM은 2016년에 키노시타상 수상).

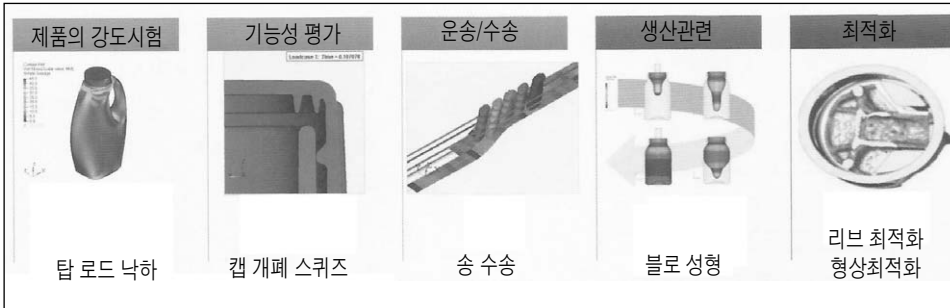
근래 인공지능(AI)와 기계학습의 진보와 함께 컴퓨터 기여 엔지니어링(CAE)의 분야에서도 AI기능이 추가되었다. 그 가운데 하나인 [physics AI]는 기하학적인 심층학습(Geometric Deep Learning)을 활용하여 과거의 시뮬레이션 데이터를 학습하여 새로운 설계 형상의 공학성능의 예측 결과를 3D 콘티 출력한다. 이 예측 스피드는 솔버로 계산하는 경우와 비교하여 10배에서 100배를 자랑한다.

본서에서는 프로 성형의 시뮬레이션을 physics AI로 행한 사례를 소개한다. 일반적으로 블로 성형은 해석 시간이 길고 높은 전문성이 필요하므로 AI활용의 메리트를 내기 쉽다.

1. 시뮬레이션에 AI를 활용하는 메리트

포장산업에 있어서는 제품 설계에서 생산, 운송, 수송 점두진열 등의 영역에서 모든 시

[그림 1] 포장업계에 있어서 해석 활용사례



물레이션이 활용되고 있다. 그러나 해석 담당자가 아닌 엔지니어가 해석결과를 간단하게 확인할 수 없어서 시뮬레이션을 위한 작업과 솔버 계산에 시간이 걸린다고 하는 과제도 있어서 효율화가 요구되어지고 있다. AI는 과거의 데이터를 학습하여 시뮬레이션 결과를 예측한다. 따라서 이제까지 축적된 과거의 시뮬레이션 결과에서 형상이나 성능의 관계를 학습한 AI모델을 작성하면 해석에 관하여 전문지식을 공유하지 않고도 압도적으로 빠른 스피드로 결과를 확인 가능하여 위에서 말한 과제를 해결 가능하다고 생각한다.

종래의 기계학습 툴은 학습 데이터로써 목표 변수나 설계 변수를 필요로 하는 경우가 많지만 아르테아의 physics AI는 3D컨티 그림과 애니메이션을 직접 학습시키는 것이 가능하다. 새로운 설계형상의 공학성능을 예측할 때에도 CAD데이터 또는 메슈 데이터를 읽는 것만으로 순간적으로 예측 결과를 표시한다. 해석 담당자뿐만 아니라 설계자가 새로운 설계형상을 인풋하는 것만으로 결과를 얻을 수 있으므로 해석 업무에 걸리는 공수가 삭감가능하다. 이것은 다시 말하면 개발 시간의 대폭적인 단축과 코스트 삭감이 가능하다고 말할 수 있다(또한 physics AI의 응용 범위는 형상마다 예측만으로 재료 물성이나 쉘의 두께는 제외하고 있다.).

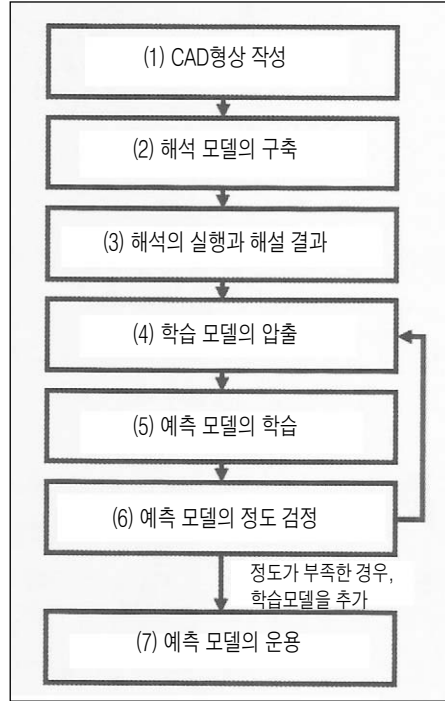
2. 블로 성형에 physics AI를 활용

용기포장개발에 있어서 physics AI활용 프로세스를 그림2에 나타냈다.

우선 학습 데이터 수집을 위해 해석한다. 이것은 과거의 해석 사례가 있으면 그것으로 대응 가능하다. 일반적으로 학습 모델에 필요한 케이스 수로써 최저 20케이스로 되어 있으므로 본 사례는 20케이스의 해석 결과를 의미한다.

(1) 20케이스분의 보틀이나 블로 성형 기구의 CAD형상을 작성하여 (2)각 케이스의 재료물성이나 구속 조건 등의 해석 조건을 설정한다. 다음으로 (3)각 케이스를 해석 솔버에서 계산해서 (4) 해석 결과를 h3d파일로 출력. h3d파일로 전환하면 학습 데이터로써 준비되어진다.

(그림 2) physics AI활용 프로세스



(5)나중에 예측 모델의 정도검증에 사용하기 위해 학습데이터 가운데 20%를 분류해 둔다.

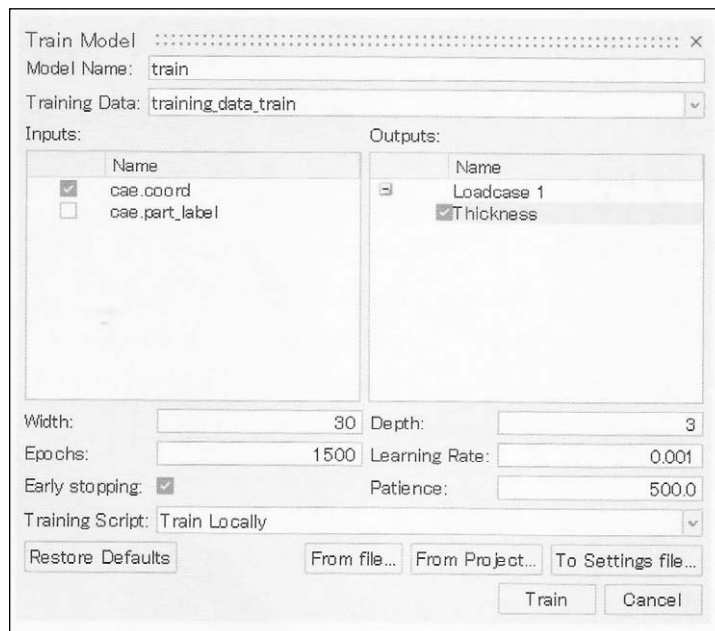
학습데이터의 h3d파일을 예측모델에 입력하여 예측하고자 하는 물리량을 출력 항목으로써 설정한다(그림 3).

본 예의 입력 항목은 좌표치, 출력항목은 두께를 설정하다. 입력항목과 출력항목, 검색 학습의 바로 메터를 설정하는 것만으로 예측모델을 작성할 수 있다. 본 예에서는 예측 모델의 학습 시간은 1시간 16분이었다.

(6)예측 모델에서 예측한 결과와 솔버에서 시뮬레이션 한 결과를 비교하여 예측 모델의 정도를 확인한다. (5)에서 분류해 놓았던 검증용 데이터를 신형상과 가정하여 예측한 모델에 적용한다(그림 4). 검

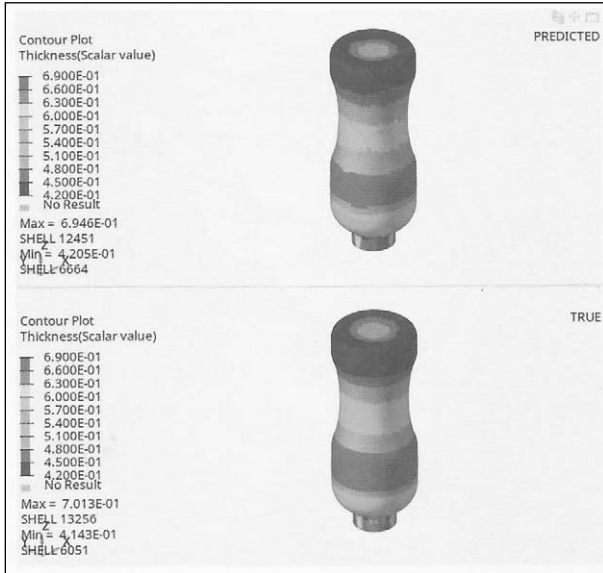
증방법은 콘티 그림의 분표를 비교하는 방법과 MAE(Mean Absolute Error 평균절대치 오차)를 확인하는 방법이 있다. 콘티 그림의 비교에서는 예측 결과의 콘티 분포

(그림 3) 예측 모델의 설정

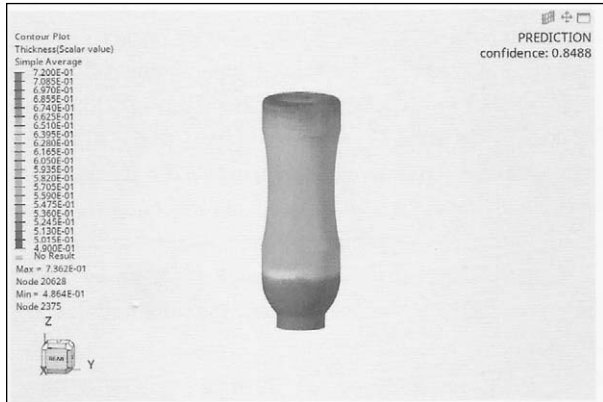


를 솔버 계산의 결과와 가깝다고 생각되어진다. 또한 MAE의 값은 7.68E-3, 오차는 2%이하가 되어있으며 본 예의 예측 모델은 신뢰가능하다고 판단된다. 검증 결과의 정도가 낮다고 판단된 경우는 학습 모델의 추가 등을 검토할 필요

(그림 4) 예측 모델에서 두께를 예측한 결과(위)와 솔버로 계산한 결과(아래)




(그림 5) 작성한 예측 모델로 새로운 형상의 두께를 예측



양을 단시간에 검증 가능하도록 하였다.

본서에서는 블로 성형의 시뮬레이션 데이터를 physics AI에 학습시켜 새로운 설계 형상을 평가하는 예를 소개하였다. 아르테아에서는 physics AI 외에도 여러 가지 AI를 활용한 용기 포장 개발 솔루션이 있다.

예를 들어 재료 변경에 동반한 형상이나 두께의 최적화, 골판지의 최적 설계, 라벨리스 보틀의 디자인에 효과적인 PolyNURBS모델링이나 고도의 레터링 기능을 준비한 디자인툴 등이 있다.

근래의 기후 변동을 시작으로 한 SDGs나 물류 2024년 문제에 대응하는 솔루션을 다수 제공하고 있다. 

가 있다.

(7)작성한 예측 모델에 신형상의 CAD데이터 또는 메쉬 데이터를 입력하여 예측 결과를 출력한다(그림 5). 예측에 걸리는 계산 시간은 겨우 46초이다.

II. 마무리

physics AI를 활용하는 효과는 아래와 같다.

- 예측 모델을 작성하는 것에 의해 시뮬레이션의 지식이나 노하우를 얻지 못한 엔지니어라도 새로운 설계 형상을 인풋하는 것만으로도 간단하게 형상을 평가할 수 있어 설계의 초기 단계에서 디자인을 뽑아내는 것이 가능하다.
- 해석 솔버에서 8시간 16분 걸리는 계산을 physics AI에서는 46초에 완료 가능하여 여러 가지 단계 사