

# 시뮬레이션 기반 3차원 엮임 재료의 물성치 분석 및 인공 신경망 해석

김 병 모<sup>1</sup>·하 승 현<sup>2†</sup>

<sup>1</sup>한국선급 선박해양기술팀 선임연구원, <sup>2</sup>한국해양대학교 해양공학과 부교수

## Simulation-Based Material Property Analysis of 3D Woven Materials Using Artificial Neural Network

Byungmo Kim<sup>1</sup> and Seung-Hyun Ha<sup>2†</sup>

<sup>1</sup>Deputy Senior Surveyor, Ship and Offshore Technology Team, Korean Register, Busan, 46762, Korea

<sup>2</sup>Associate Professor, Department of Ocean Engineering, Korea Maritime and Ocean University, Busan, 49112, Korea

### Abstract

In this study, we devised a parametric analysis workflow for efficiently analyzing the material properties of 3D woven materials. The parametric model uses wire spacing in the woven materials as a design parameter; we generated 2,500 numerical models with various combinations of these design parameters. Using MATLAB and ANSYS software, we obtained various material properties, such as bulk modulus, thermal conductivity, and fluid permeability of the woven materials, through a parametric batch analysis. We then used this large dataset of material properties to perform a regression analysis to validate the relationship between design variables and material properties, as well as the accuracy of numerical analysis. Furthermore, we constructed an artificial neural network capable of predicting the material properties of 3D woven materials on the basis of the obtained material database. The trained network can accurately estimate the material properties of the woven materials with arbitrary design parameters, without the need for numerical analyses.

**Keywords** : 3D woven material, parametric batch analysis, material property, regression, artificial neural network

### 1. 서론

금속 재료의 다공성 구조(cellular structure)는 강도가 비교적 강하고 충격을 잘 흡수하며 동시에 상대적으로 가볍다는 장점을 가지고 있다. 또한 부피 대비 표면적이 크기 때문에 열 교환에도 효율적으로 알려져 있다. 그중 본 연구에서 다루는 주기적 구조(periodic structure)는 임의적 재료 분포를 가지는 확률적 구조(stochastic structure)에 비해서 상대적으로 높은 강성을 가짐과 동시에 그 주기성을 바탕으로 재료 배치 등을 설계자가 의도하는 대로 설계할 수 있다는 장점이 있어 다양한 선행연구가 수행된 바 있다(Dehale *et al.*, 2019; Ha *et al.*, 2019; Sharp *et al.*, 2014).

최근 Sim과 Ha(2020)는 주기적인 3차원 엮임 재료(3D woven material)에 대해서 수치 모델을 구성하는 와이어들 사이의 간

격을 설계변수로 하는 파라메트릭 모델을 생성하였다. 이를 토대로 Kim 등(2022)은 설계변수의 변화에 따른 밀도(density), 체적탄성계수(bulk modulus), 열전도 계수(thermal conductivity), 유체투과율(permeability)의 다항 회귀 분석을 수행하고, 추정된 회귀 방정식을 바탕으로 경사도 기반 다목적 최적화 기법을 통해 체적탄성계수와 유체투과율 사이의 파레토(pareto) 최적해를 제시하였으며, 체적탄성계수에 대한 제약 조건을 만족시키며 최대의 유체투과율을 가지는 최적 설계를 도출하였다.

그러나 선행연구에서는 설계변경 및 수치해석에 대한 자동화가 이루어지지 않아 수작업을 통해 얻어진 50여 개의 설계 샘플로부터 회귀 분석을 수행하였기 때문에 정확도에 어느 정도 제한을 받을 수밖에 없었으며, 3차원 엮임 재료에 대한 재료 물성치 데이터베이스 생성 및 기계 학습 등을 수행하기에는 수치 해석 데이터의 수량이 절대적으로 부족했다.

†Corresponding author:

Tel: +82-51-410-5246; E-mail: shha@kmou.ac.kr

Received July 24 2023; Revised August 4 2023;

Accepted August 7 2023

© 2023 by Computational Structural Engineering Institute of Korea

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

따라서 본 연구에서는 해석의 정확도를 보다 높이고 설계변수와 물성치 사이의 관계를 보다 명확히 표현하기 위한 목적으로, 다수의 설계 샘플을 효율적으로 생성하고 이에 대한 다양한 물성치를 해석할 수 있는 3차원 엮임 재료에 대한 파라메트릭 배치 해석 워크플로우를 수립하였다. 임의의 와이어 사이의 간격을 가지는 3차원 엮임 재료에 대한 파라메트릭 모델을 생성하고, 전산 구조해석 및 유체해석을 통해서 재료의 구조강성, 열전도도, 유체투과율과 같은 재료 물성치들이 반복적으로 계산될 수 있도록 자동화된 수치해석 워크플로우를 구성하고 검증하였다. 이를 바탕으로 임의의 설계변수들로 조합된 2,500세트의 3차원 엮임 재료에 대한 물성치 데이터베이스를 확보하였으며, 다항 회귀분석을 통해 그 정확도를 검증하였다. 또한 얻어진 물성치 데이터베이스를 인공 신경망(artificial neural network, ANN) 기반의 기계 학습에 적용하여 3차원 엮임 재료의 물성치를 예측하고 그 정확도를 검증하였다.

## 2. 파라메트릭 배치 해석 워크플로우

### 2.1 파라메트릭 모델

본 연구에서는 Sim과 Ha(2020)가 개발 및 검증한 3차원 엮임 재료에 대한 파라메트릭 모델을 사용하였다(Fig. 1). 기본적으로 본 구조는 Z-축 방향 와이어가 X-축과 나란한 warp 와이어와 Y-축으로 배열된 fill 와이어 사이를 지나가며 서로 엮은 구조이다. Table 1과 같이 사용된 와이어는 구리(copper) 재질이며, 서로 다른 두 방향의 와이어들이 교차하는 모든 부위에는 SnAgCu 재료로 땀납(solder) 처리되었다.

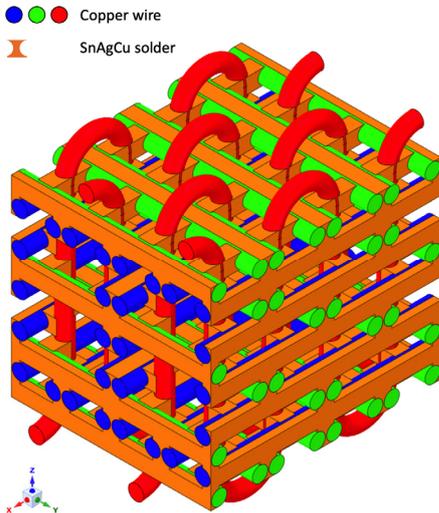


Fig. 1 Geometry of 3-D woven materials (Kim *et al.*, 2022)

Table 1 Material property (Kim *et al.*, 2022)

Material	Density ( $kg/m^3$ )	Young's modulus (GPa)	Poisson's ratio	Thermal conductivity (W/m-k)
Copper	8,900	106	0.33	387.6
SnAgCu	7,400	50	0.36	60

어와 Y-축으로 배열된 fill 와이어 사이를 지나가며 서로 엮은 구조이다. Table 1과 같이 사용된 와이어는 구리(copper) 재질이며, 서로 다른 두 방향의 와이어들이 교차하는 모든 부위에는 SnAgCu 재료로 땀납(solder) 처리되었다.

### 2.2 파라메트릭 배치 해석

본 연구에서는 파라메트릭 배치 해석을 위해 상용프로그램인 매트랩(MATLAB)과 앤시스(ANSYS)를 사용하였다. 추후 연구에서의 활용성을 높이기 위해 최적화, 머신러닝 및 딥러닝 등 다양한 분야에서 강력한 기능을 제공하는 매트랩을 반복적인 파라메트릭 배치 해석을 위한 기본 플랫폼으로 사용하였다. 또한 파라메트릭 모델링을 위해서 ANSYS Workbench의 Design Modeler 모듈을 이용하였고, 재료 물성치 계산을 위한 수치 해석에는 각각 ANSYS APDL과 FLUENT를 사용하였다(ANSYS Inc., 2020). 이와 같은 파라메트릭 배치 해석 워크플로우는 Fig. 2에 정리되어 있다. 이 과정을 통해서 설계자가 원하는 만큼의 설계 모델을 생성하고, 이에 대한 재료 물성치들을 수치 해석을 통해 얻을 수 있다.

### 2.3 구조 강성 및 열전도도 수치 해석

본 연구에서는 3차원 엮임 재료의 구조적 강성 및 열전도 특성을 해석하기 위해 균질화법(homogenization)을 적용하였다. 선행연구와 마찬가지로 3차원 엮임 재료는 하나의 단위 구조(unit cell)가 일정한 패턴을 가지며 주기적으로 배치되어 전체 구조를 이루기 때문에, 균질화법을 바탕으로 주기적 구조의 구조 강성 및 열전도 특성을 도출하는데 그 목적을 두었다.

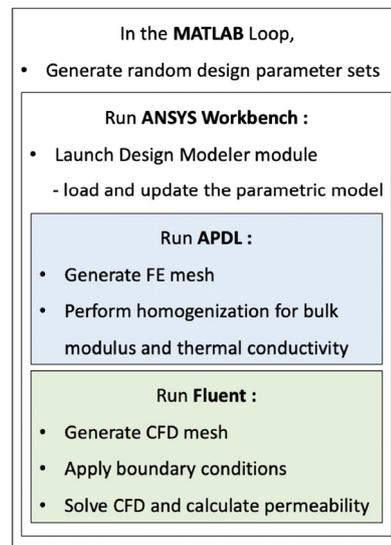


Fig. 2 Workflow for parametric batch analysis

기계적 특성에 관한 해석 과정을 보다 상세히 설명하면 다음과 같다. 단위 구조를 직교 이방성(orthotropic) 이라 가정하고 식 (1)의 3차원 응력-변형률 사이의 관계를 규명한다. 예를 들어 x축 방향의 변형률  $\epsilon_x$  이 0.001이 되도록 경계조건을 부여한 후 응력해석을 수행하고, 그때 발생한 응력벡터와 x-방향 변형률  $\epsilon_x$  사이의 관계를 이용해 구성행렬(constitutive matrix)의  $D_{11}, D_{21}, D_{31}$  성분을 계산할 수 있다. 비슷한 방법으로 변형률의 다른 성분별로 동일한 과정을 수행함으로써 구성행렬 내 모든 성분을 도출할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \\ \tau_{xy} \\ \tau_{yz} \\ \tau_{xz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} & & & \\ D_{21} & D_{22} & D_{23} & & & \\ D_{31} & D_{32} & D_{33} & & & \\ & & & D_{44} & & \\ & & & & D_{55} & \\ & & & & & D_{66} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_x \\ \epsilon_y \\ \epsilon_z \\ \gamma_{xy} \\ \gamma_{yz} \\ \gamma_{xz} \end{bmatrix} \quad (1)$$

한편 단위 구조의 열전도도 역시 앞의 과정과 동일한 가정 하에 세 방향의 온도 구배를 경계조건으로 적용한 후 해석을 수행하여, 식 (2)의 전도도 행렬(conductivity matrix)  $K$ 를 규명하고, 주대각성분을 통해 각 방향별 열전도도  $K_{xx}, K_{yy}, K_{zz}$ 를 얻을 수 있다.

$$K = \begin{bmatrix} K_{xx} & & \\ & K_{yy} & \\ & & K_{zz} \end{bmatrix} \quad (2)$$

### 2.4 유체투과율 해석

유체투과율  $k$ 는 다공성 재료에서 유체의 흐름을 정의하는 달시의 법칙(Darcy's law)을 통해서 다음의 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다(Zhao et al., 2014).

$$u = \frac{k}{\mu} \nabla p = \frac{k}{\mu} \frac{\Delta p}{\ell} \quad (3)$$

여기서 유체 속도  $u$ 는 모델의 유체 투과 단면적  $A$ 에 대한 유량(flow rate)  $Q$ 의 비율( $u = Q / A$ )로 정의되며,  $\Delta p$ 는 모델 입구

면(inlet)과 출구면(outlet)의 압력 차이,  $\ell$ 은 모델의 길이,  $\mu$ 는 사용 유체의 점성 계수이다. 입구면에서는 층류(laminar) 조건을 만족하는 충분히 작은 0.0001kg/s의 유량 조건을 부여하였으며, 출구면에서는 0Pa의 압력 경계조건을 부과하였다. 그리고 0.1122kg/m·s의 높은 점성 계수를 가지는 폴리에틸렌글리콜(polyethylene glycol)을 사용 유체로 선정하여 전산 유체해석을 수행하였으며, 식 (3)을 통해 유체투과율  $k$ 를 계산하였다.

## 3. 수치해석 및 결과

### 3.1 물성치 데이터베이스 생성

본 연구에서는 3차원 엮임 재료의 여러 물성치를 분석하고 인공 신경망 해석 등에 사용하기 위해서 물성치 데이터베이스를 생성하였는데, Table 2는 그 데이터베이스의 일부를 보여준다. Fig. 1의 파라메트릭 모델은 구리 와이어의 직경 및 와이어 사이의 간격을 나타내는 각 축방향의 매개변수  $k_x, k_y, k_z$  값으로 결정되는데, 본 연구에서 와이어 직경은 202마이크론으로 고정되어 있으며, 세 개의 축방향 매개변수는 각각 0.5에서 3.0 사이의 임의의 값들로 선택되었다. 이 값들을 임의로 조합하여 생성된 2,500개의 파라메트릭 모델에 대해서 앞서 2절에서 살펴본 구조 및 유체 수치해석을 통해 체적탄성계수, 열전도도 및 유체투과율을 각각 계산하였다. 한편 밀도는 설계 매개변수에 의해 결정된 모델의 구리 와이어와 탭만 질량의 총합을 엮임 재료 단위구조의 최 외곽면을 기준으로 산정한 부피로 나누어 계산하였다.

### 3.2 다변수 회귀 분석

이같이 확보된 물성치 데이터베이스를 검증하기 위해 매개변수에 대한 밀도, 체적탄성계수, 열전도도, 그리고 유체투과율에 대한 회귀 분석을 수행하고 그 타당성을 확인하였다. 다음의 식 (4)와 같이 매개변수의 2차항까지 포함한 회귀 방정식을 가정하고 최소자승법 기반의 회귀 분석을 수행하여 10개의 미정계수( $\beta_0 \sim \beta_9$ )를 결정하였으며, 그 결과는 Table 3과 같다. 밀도, 체적탄성계수, 열전도도의 경우에는 와이어 사이의 간

Table 2 Database from parametric analysis

No.	$k_x$	$k_y$	$k_z$	Density (kg/m <sup>3</sup> )	Bulk modulus (GPa)	Thermal conductivity $K_{xx}$ (W/m·K)	Permeability ( $\times 10^{-10} m^2$ )
1	0.7560	0.6935	1.5971	2,843.93	4.387	53.41	28.8444
2	2.8978	2.7514	2.1966	2,101.31	2.827	37.25	64.2422
3	0.8823	2.6165	1.6627	2,650.12	3.980	46.01	36.4456
⋮							
2,499	1.4470	2.1270	0.6343	2,118.58	2.808	38.96	60.6494
2,500	2.9801	1.3775	2.6718	2,845.22	4.445	53.71	29.0951

격이 멀어질수록 작아지기 때문에 계수  $\beta_1 \sim \beta_3$ 의 부호가 음수로 나타나며, 반대로 유체투과율의 경우에는 그 부호가 양수로 나타남을 확인할 수 있다. 또한  $\beta_1 \sim \beta_3$  중에서는  $\beta_1$ 의 절대값이 제일 큰 것으로 볼 때, X-축 방향의 와이어 간격이 다른 방향에 비해서 재료 물성치에 가장 민감한 영향을 끼치는 것도 확인할 수가 있다.

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 k_x + \beta_2 k_y + \beta_3 k_z + \beta_4 k_x^2 + \beta_5 k_x k_y + \beta_6 k_x k_z + \beta_7 k_y^2 + \beta_8 k_y k_z + \beta_9 k_z^2 \quad (4)$$

다음으로 Fig. 3의 그래프들은 앞서 수치 해석을 통해서 얻어진 네 가지 재료 물성치 값들과 위의 식(4)의 회귀 방정식을 통해서 계산된 값 사이의 관계를 보여준다. 2,500개의 전체 데이터 세트에 대해서 0.997 이상의 결정 계수를 가지는 회귀 분석 결과가 얻어졌으며, 이는 앞서 수치해석을 통해서 얻어진 네 가지 재료 물성치 모두가 타당함을 나타낸다.

### 3.3 인공 신경망 학습

본 논문에서는 기계학습 기반의 최적설계 기법이라는 후속 연구를 위해서 파이썬 언어 기반의 텐서플로우(Tensorflow)를 활용하여 앞서 얻어진 3차원 엮임 재료의 여러 물성치들을 인공 신경망을 통해 학습시켰다(Kim and Ha, 2020). 학습 조건은 Table 4와 같다. 총 2,500개의 데이터세트 중에서 2,000개를 훈련 데이터(training dataset)로 사용하였으며, 나머지 500개는 학습의 정확도를 검증하기 위해서 테스트 데이터(test dataset)로 사용하였다. 사용된 인공 신경망은 1개의 입력층(input layer), 2개의 은닉층(hidden layer), 1개의 출력층(output layer)을 가진 다층 인공 신경망(multi-layer perceptron, MLP)으로 구성하였으며(Rosenblatt, 1958), 정규화된 세 매개변수( $k_x, k_y, k_z$ )를 입력값으로 사용하여 출력값으로 밀도, 체적탄성계수, 열전도도, 유체투과율을 각각 예측하는 네 개의 인공 신경망을 구성

Table 3 Coefficients of regression

	Density	Bulk modulus	Thermal conductivity	Permeability
$\beta_0$	3504.3384	6.1524	71.1334	14.9494
$\beta_1$	-406.8286	-1.0360	-8.4490	6.8570
$\beta_2$	-97.2576	-0.2651	-4.6208	1.2385
$\beta_3$	-228.9522	-0.6613	-6.7456	3.4408
$\beta_4$	35.8717	0.0963	0.9424	-0.4018
$\beta_5$	2.3749	0.0233	0.2616	1.1369
$\beta_6$	17.2438	0.0730	0.5210	1.5509
$\beta_7$	5.0361	0.0121	0.2103	-0.1507
$\beta_8$	3.0145	0.0154	0.2581	0.8444
$\beta_9$	12.8818	0.0438	0.3803	-0.2445

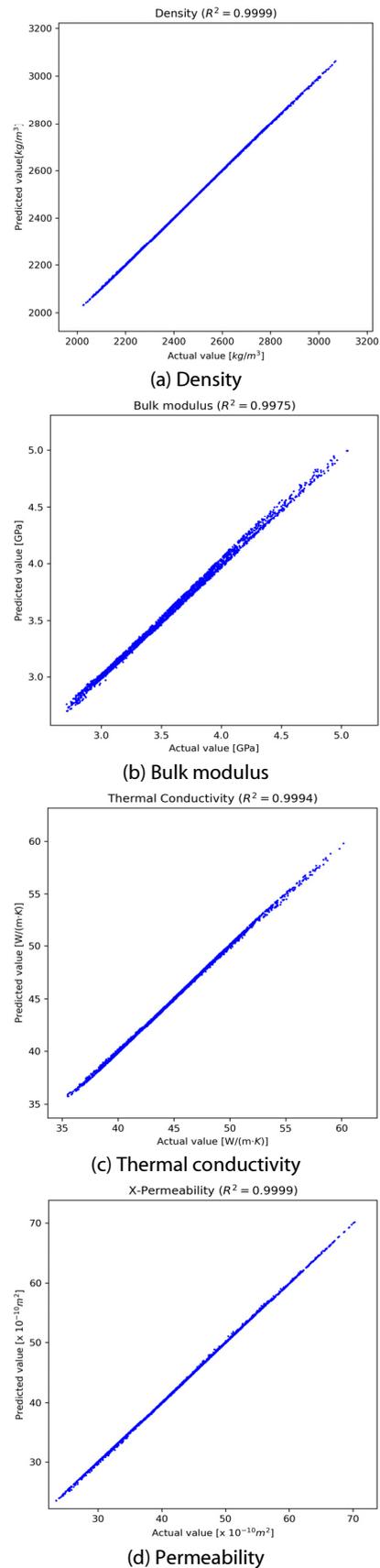


Fig. 3 Actual values versus predicted values from the regression analysis

하였다. 인공 신경망의 두 은닉층은 각각 100개와 50개의 뉴런을 가지고 있으며, 활성화함수(activation function)로는 모두 ReLU (Rectified Linear Unit) 함수를 사용하였다. 학습에 사용한 손실 함수(loss function)는 회귀 분석에 주로 사용되는 평균 제곱 오차(mean squared error, MSE) 함수이며, 최적화기는 Adam (adaptive momentum estimation) optimizer 를 적용하였다. 학습의 효율성을 높이기 위해서 미니배치(mini-batch) 크기는 256으로 정의하였으며, 학습 중 과적합(over-fitting)을 방지하기 위해서 훈련 데이터의 25%를 검증 데이터(validation dataset)로 사용하였다.

Fig. 4는 인공 신경망 학습의 정확도를 검증하기 위해서 학습에 사용되지 않은 500개의 테스트 데이터에 대해서 실제 물성치 값과 학습된 인공 신경망을 통한 추정된 물성치 값을 각각 비교하고 있다. 이는 인공 신경망 학습의 정확도를 검증하는 가장 보편적인 방법으로, 그 데이터의 분포가 45도 기울기의  $y = x$  그래프에 가깝고 결정계수  $R^2$  값이 1에 가까울수록 학습의 정확도가 높다는 것을 의미한다. 인공 신경망을 구성하는 가중치 값들을 업데이트 하는데 전혀 사용되지 않았던 테스트 데이터의 실제값과 인공 신경망을 통해 추정된 값이 매우 근사하다는 것은 추후 미지의 매개변수  $k_x, k_y, k_z$  값들이 입력 값으로 들어왔을 때 재료의 여러 물성치 값들을 매우 정확하게 예측한다는 것을 의미하기 때문이다.

물론 해석의 절대적인 정확도는 주어진 매개변수 값들을 가지는 파라메트릭 모델을 실제로 생성하고 이에 대한 전산 구조 및 유체해석을 수행하는 것이 이론적으로 가장 정확할 것이다. 하지만 본 연구에서 사용된 3차원 엮임 재료 모델 하나의 설계 조건에 대해서 체적탄성계수 및 열전도도 계산을 위한 전산 구조해석은 약 700초, 그리고 유체투과율 계산을 위한 전산 유체해석은 약 1,400초 정도의 계산 시간이 소요된 점을 생각해 보았을 때, 이에 기초한 최적설계 등을 진행한다고 했을 때 매우 많은 계산 시간이 소요될 것이다. 하지만 인공 신경망 해석을 사용하게 되면, 물론 학습 데이터 생성 및 신경망 학습에 시간이 소요되기는 하지만 학습 완료 후에는 거의 실시간으로 재료

Table 4 Training condition setting

Training condition	Setting
Total number of dataset	2,500
Number of training dataset	2,000
Number of test dataset	500
Number of input	3
Number of target	1
Number of neurons (@ HL1)	100
Number of neurons (@ HL2)	50
Loss function	Mean squared error (MSE)
Optimizer	ADAM
Mini-batch size	256
Validation data rate	0.25

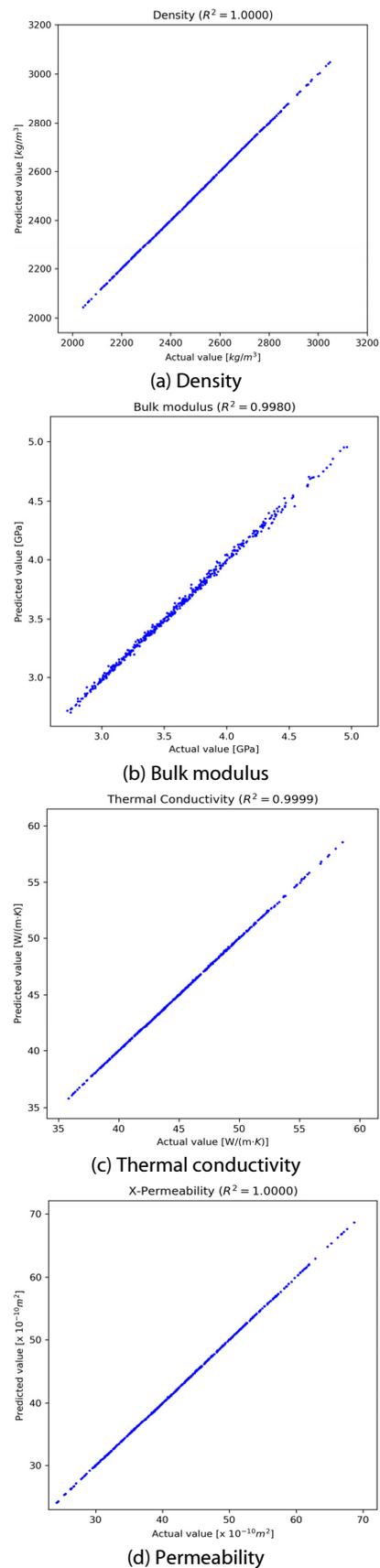


Fig. 4 Actual values versus predicted values from the trained artificial neural network

의 물성치들을 예측해낼 수 있다는 점에서 차별성을 가진다고 할 수 있다. 또한 재료 물성치의 상대 오차도 체적탄성계수의 경우에서 평균 0.44%, 최대 2.11% 이내로 추정하고 있음을 확인할 수 있었는데, 과거 50개의 설계 샘플을 사용했을 때 평균 0.99%, 최대 5.92%의 상대 오차가 발생한 것에 비해서 그 정확도가 두 배 이상 개선된 것을 확인하였다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 다공성 마이크로 구조 중의 하나인 3차원 엮임 재료에 대해서 시물레이션에 기반한 재료 물성치 분석 및 인공 신경망 해석을 수행하였다. 선행 연구를 통해 개발된 파라메트릭 모델과 ANSYS Workbench를 활용한 배치 학습을 결합하여 전산 구조 및 유체역학 해석을 수행하였으며, 이를 바탕으로 3차원 엮임 재료에 대한 2,500개의 물성치 데이터 세트를 생성하였다. 다음으로 이렇게 확보된 물성치 데이터베이스를 바탕으로 회귀 분석 및 인공 신경망 학습을 수행하였으며, 그 결과 복잡한 3차원 엮임 재료의 물성치를 높은 정확도로 예측할 수 있는 인공 신경망 모델을 구성하였다. 그 결과 0.998 이상의 높은 결정계수를 가지는 3차원 엮임 재료의 물성치 학습 모델을 얻어낼 수 있었다.

추후에는 본 연구를 통해 얻어진 물성치 데이터베이스와 인공 신경망 학습 모델을 활용한 최적 설계 연구를 수행할 것이다. 학습된 인공 신경망을 통해서 반응 표면(response surface)을 구성하고 텐서플로우의 자동 미분 기능을 활용하여 설계자가 원하는 목적함수를 가지는 3차원 엮임 재료 설계를 도출할 것이다.

#### 감사의 글

이 연구는 2022년도 한국해양대학교 연구년 전임교원 교내 연구비 및 2021년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단(No. NRF-2021R1F1A1048396)의 지원을 받아 수행되었음.

#### References

- ANSYS Inc. (2020) *ANSYS Release Notes Reference*, Release 2020 R2.
- Dehale, M., Neale, G., Lupicini, R., Cascone, L., McGarrigle, C. (2019) Effect of Weave Parameters on the Mechanical Properties of 3D Woven Glass Composites, *Compos. Struct.*, 223, pp.1~9.
- Ha, S.-H., Lee, H.Y., Hemker, K.J., Guest, J.K. (2019) Topology Optimization of Three-Dimensional Woven Materials Using a Ground Structure Design Variable Representation, *J. Mech. Des.*, 141(6), pp.061403-1~10.
- Kim, B., Sim, K., Ha, S.-H. (2022) Design Optimization for 3-D Woven Materials Based on Regression Analysis, *J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea*, 35(6), pp.351~356.
- Kim, C., Ha, S.-H. (2020) Simulation-Based Damage Estimation of Helideck Using Artificial Neural Network, *J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea*, 33(6), pp.359~366.
- Rosenblatt, F. (1958) The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in The Brain, *Psychol. Rev.*, 65(6), pp.386~408.
- Sharp, K., Mungalov, D., Brown, J. (2014) Metallic Cellular Materials Produced by 3D Weaving, *Pocedia Materials Science*, 4, pp.15~20.
- Sim, K., Ha, S.-H. (2020) Parametric Modeling and Numerical Simulation of 3-D Woven Materials, *J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea*, 33(5), pp.331~338.
- Zhao, L., Ha, S.-H., Sharp, K.W., Geltmacher, A.B., Fonda, R.W. (2014) Permeability Measurements and Modeling of Topology-Optimized Metallic 3-D Woven Lattices, *Acta Mater.*, 81, pp.326~336.

#### 요 지

본 논문에서는 3차원 엮임 재료의 재료 물성치들을 효율적으로 분석하고 추후 최적설계 연구에 활용하기 위해서 파라메트릭 배치 해석 워크플로우를 제시하였다. 3차원 엮임 재료를 구성하는 와이어들 사이의 간격을 설계 매개변수로 하는 파라메트릭 모델에 대해서 임의의 변수 조합을 가지는 2,500개의 수치 모델을 생성하였으며, 상용 프로그램인 매트랩과 앤시스의 여러 모듈을 사용하여 체적탄성계수, 열전도도, 유체투과율과 같은 다양한 재료 물성치들을 배치 해석을 통해서 자동으로 얻어질 수 있도록 구성하였다. 이와 같이 얻어진 대용량의 재료 물성치 데이터베이스를 활용해서 회귀 분석을 수행하였으며, 그 결과 설계 변수들과 재료 물성치 사이의 경향성과 수치 해석 결과의 정확도를 검증하였다. 또한 확보된 데이터베이스를 통해서 3차원 엮임 재료의 물성치를 예측할 수 있는 인공 신경망을 구성하고 학습시켰으며, 그 결과 임의의 설계 매개변수 값들을 가지는 엮임 재료 모델에 대해서 구조 및 유체해석 과정 없이도 높은 정확도로 재료 물성치들을 추정할 수 있음을 확인하였다.

**핵심용어** : 3차원 엮임 재료, 파라메트릭 배치 해석, 재료 물성치, 회귀 분석, 인공 신경망