

## 다중 선형 회귀 기반 기계 학습을 이용한 인공지지체의 사각 기공 형태 진단 모델에 관한 연구

이송연<sup>\*</sup>·허용정<sup>\*\*†</sup>

<sup>\*†</sup>한국기술교육대학교대학원 메카트로닉스공학과,

<sup>\*\*</sup>한국기술교육대학교 메카트로닉스공학부

## A Study on Square Pore Shape Discrimination Model of Scaffold Using Machine Learning Based Multiple Linear Regression

Song-Yeon Lee<sup>\*</sup> and Yong Jeong Huh<sup>\*†</sup>

<sup>\*</sup>Mechatronics Engineering, Graduate School of Korea University of Technology and Education,

<sup>\*\*†</sup>Department of Mechatronics Engineering, Korea University of Technology and Education

### ABSTRACT

In this paper, we found the solution using data based machine learning regression method to check the pore shape, to solve the problem of the experiment quantity occurring when producing scaffold with the 3d printer. Through experiments, we learned secured each print condition and pore shape. We have produced the scaffold from scaffold pore shape defect prediction model using multiple linear regression method. We predicted scaffold pore shapes of unsecured print condition using the manufactured scaffold pore shape defect prediction model. We randomly selected 20 print conditions from various predicted print conditions. We print scaffold five times under same print condition. We measured the pore shape of scaffold. We compared printed average pore shape with predicted pore shape. We have confirmed the prediction model precision is 99 %.

**Key Words :** 3D Printing scaffold, Scaffold pore shape, Defect Prediction Model, Machine Learning, Pore Shape Prediction

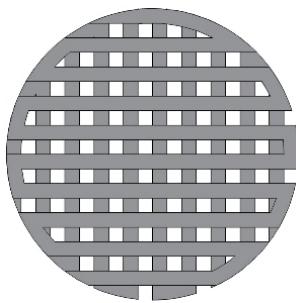
### 1. 서 론

현재 반도체 분야는 조직 재생, 생체 신호 감지를 위한 생체 센서 제작이 활발하게 진행되고 있다. 생체 센서는 혈액의 압력, 혈중 산소 농도 등이 측정 가능한 센서와 센서를 체내에서 안정적으로 지지해주는 인공지지체로 구성되어 있다. 3D프린팅 인공지지체에 대한 선행 연구는 인공지지체의 출력 조건을 기계 학습하여 400  $\mu\text{m}$ 의 기공 크기를 갖는 인공지지체의 출력 조건을 예측하는 연구가 있다[1].

<sup>†</sup>E-mail: yjhuh@koreatech.ac.kr

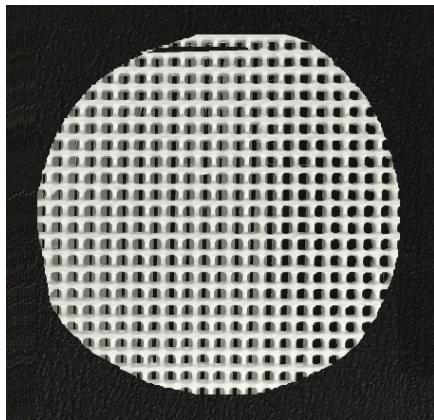
인공지지체의 센서는 구조와 모양이 한정적이기 때문에 현재 다양한 업체에서 생산하는 기성품을 사용하고 있다. 하지만 센서를 지지해주는 인공지지체는 신체 부위와 목적에 따라 구조와 모양이 매우 다양하기 때문에 다축 적층 시스템, 3D프린터, 사출 성형기 등을 이용하여 많은 연구가 진행되고 있다[2].

인공지지체는 체내에 삽입되어야 하기 때문에 생체적 합성이어야 한다. 또한 혈액, 골수액 등 체액이 인공지지체를 원활히 통과하여 세포들이 접착할 수 있어야 하기 때문에 일정한 크기와 모양을 갖는 기공을 가져야 한다. Fig. 1에 일정한 크기와 형태의 기공을 갖는 인공지지체 도면을 도시하였다.



**Fig. 1.** Scaffold design having regular size and shape.

Fig. 2에 일정한 크기와 형태의 기공을 갖는 인공지지체의 실물을 도시하였다.

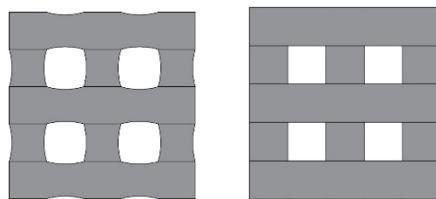


**Fig. 2.** Scaffold having regular size and shape.

인공지지체는 골 세포 연구에 많이 사용되고 있다. 따라서 인공지지체의 기공 크기는 골세포의 크기와 동일하게  $500\mu\text{m}$ 로 설정하였다. 인공지지체의 기공 모양은 격자 형태의 사각형으로 설정하였다. 이러한 조건을 갖는 인공지지체는 최근 다양한 재료로 다양한 형태의 제품이 제작되는 3D프린터를 이용하여 많은 연구가 진행되고 있다. 그 중에서 생체적합성 재료인 고분자를 이용하여 제품 제작이 가능한 FDM 방식의 3D프린터로 인공지지체를 제작하는 연구가 진행되고 있다.

골 세포는 구(Sphere) 형태로 존재한다. 따라서 기공의 형태가 정사각형이 아닌 변형된 모양일 경우 세포가 레이어(Layer)에 걸리지 않고 그냥 통과한다. 그러면 인공지지체의 레이어에 세포가 접착되지 않아 세포를 배양하기 어렵다.

Fig. 3에 인공지지체의 정상적인 기공 형태와 인공지지체의 변형된 기공 형태를 도시하였다.



**Fig. 3.** Normal scaffold pore shape and Abnormal scaffold pore shape.

FDM 방식의 3D프린터는 노즐, 베드, 히터, 기어, 모터 등의 여러 가지 출력 요인들이 변화, 이동하며 원료를 한 줄씩 적층하여 한 층씩 제품을 제작한다. 따라서 격자 형태의 기공을 갖는 인공지지체 제작에 적합하다.

인공지지체의 기공 크기를 일정하게 유지하는 방안은 3D프린터의 출력 조건과 기계 학습을 사용하여 예측하는 선행 연구가 있다. 하지만 인공지지체의 기공 형태를 사각형으로 일정하게 유지하는 방안에 관한 연구는 없다[3].

정사각형이 아닌 변형된 형태의 기공을 갖는 인공지지체를 확인하기 위한 측정장비는 개발되거나 판매 되지 않기 때문에 사용자가 별도로 제작해야 한다. 또는 FDM 방식의 3D프린터의 모든 출력요인을 변경하여 어떤 출력 조건에서 정사각형이 아닌 변형된 형태의 기공이 발생하는지 일일이 실험해야 한다. 인공지지체 기공 형태에 직접적인 영향을 주는 3D프린터의 출력요인은 노즐 온도, 베드 온도, 채움 밀도, 이동 속도, 토출량이라는 5가지 출력 요인이 있다. 이 5가지의 출력 요인을 10단계로 나누어 일일이 실험을 한다면 실험 횟수가 10만회가 된다. 10만 회라는 실험 횟수는 불량 여부를 즉시 확인하여 바로 적용해야 하는 인공지지체 제작 현장에서 수행하기 어렵다는 문제를 갖는다.

본 논문에서는 3D프린터로 인공지지체를 제작할 때 기공 형태를 확인하기 위해 발생하는 실험 횟수 문제를 해결하기 위하여 데이터 기반의 기계학습 회귀 방안을 이용하여 해결 방안을 도출하였다. 실험을 통하여 기존에 확보된 각 출력 조건의 단계별 데이터와 기공 형태를 학습시킨 뒤, 다중 선형 회귀 방안을 이용하여 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하였다. 제작된 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 이용하여 확보되지 않은 출력 조건에 대한 인공지지체의 기공 형태를 예측하였다. 예측된 여러 가지의 출력 조건 중에서 임의로 20가지 출력 조건을 선정하였다. 해당 조건으로 인공지지체를 5회 출력하였다. 출력된 인공지지체의 기공 형태를 측정하여 출력된 평균 기공 형태 치수와 예측한 기공 형태 치수를 비교하였다. 비교한 결과 정밀도가 99%임을 확인하였다.

## 2. 연구 모델 및 장비

### 2.1 인공지지체 기공 형태

인공지지체는 3D프린터를 이용하여 삼각형, 사각형, 육각형 등 여러 가지의 구조로 기공 형태를 제작할 수 있다. 그 중에서 제작 속도가 가장 빠르고 측정이 쉬운 정사각형의 기공 형태를 선택하였다.

Fig. 4에 정사각형의 형태를 갖는 인공지지체의 기공을 도시하였다.

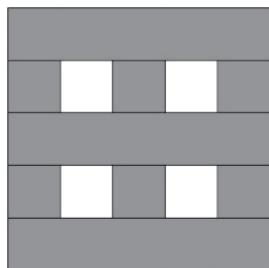


Fig. 4. Scaffold pore of square shape.

### 2.2 인공지지체 출력 장비

본 연구에서 큐비콘이라는 업체에서 생산한 스타일이라는 FDM 방식의 3D프린터를 사용하여 인공지지체를 출력하였다. 이 제품의 정밀도는 x축이 50  $\mu\text{m}$ , y축이 50  $\mu\text{m}$ , z축이 2.5  $\mu\text{m}$ 이다. 따라서 크기가 500  $\mu\text{m}$ 인 기공을 갖는 인공지지체를 제작하기에 적합하다.

Fig. 5에 인공지지체를 출력하기 위하여 사용된 FDM 방식의 3D프린터를 도시하였다.



Fig. 5. FDM 3d printer used for scaffold printing.

### 2.3 인공지지체 기공 형태 촬영

인공지지체의 외형을 촬영한 뒤, 이미지를 수집하기 위하여 시중에 판매되는 고화질의 USB 카메라

를 사용하였다. 본 연구에 사용되는 인공지지체의 기공 크기는 500  $\mu\text{m}$ 이다. 이 크기의 기공을 선명하게 촬영하기 위해서 500배율 이상의 현미경을 사용해야 한다.

본 연구에서는 1,000배율인 SMTU1000이라는 모델의 USB현미경을 사용하여 인공지지체의 기공 형태를 촬영하였다.

Fig. 6에 인공지지체의 기공 형태 촬영을 위해 사용된 USB 현미경을 도시하였다.



Fig. 6. USB microscope used for scaffold pore shape photograph.

## 3.

### 3.1 기계 학습 기반 예측 모델

기계 학습은 실험, 생산으로 축적된 데이터들을 학습한 뒤, 분류, 회귀 등의 과정을 수행한다[4].

입력 데이터와 출력 데이터의 사용 유무에 따라 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습으로 나눌 수 있다[5]. Fig. 7에 데이터를 이용하여 다중 선형 회귀 기반의 기계 학습 모델을 제작하고 평가하는 과정을 도시하였다.

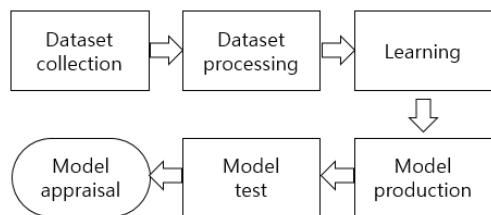


Fig. 7. Flow chart of prediction model.

인공지지체의 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하여 성능을 확인하기 위해 다중 선형 회귀 알고리즘을 이용하였다.

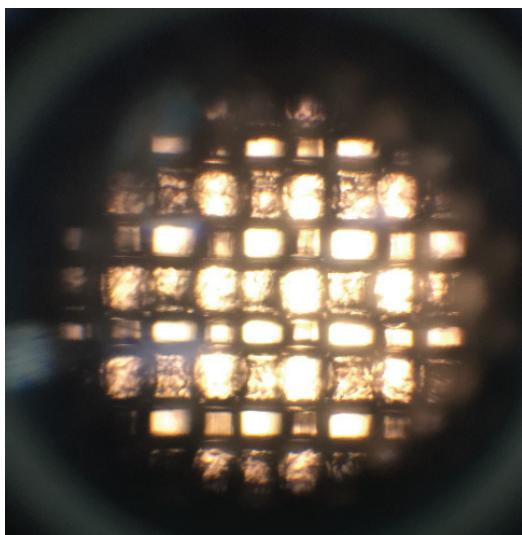
다중 선형 회귀는 한 개 이상의 독립 변수와 선형 상관 관계를 모델링하는 회귀 분석 기법이다. 노즐 온도, 베드 온도, 이동 속도, 채움 밀도, 토출량이라는 5개의 출력 요인에 의한 기공 형태의 상관 관계를 모델링하고 기공 형

태 예측 모델을 제작하기 때문에 다중 선형 회귀 알고리즘을 사용하여 인공지지체의 기공 형태 불량을 예측하는 모델을 제작하였다.

### 3.2 인공지지체 기공 이미지 데이터 수집

FDM 방식 3D프린터로 지름20 mm, 두께 2 mm의 원판 모양의 인공지지체를 제작하였다. 그리고 인공지지체의 기공 형태를 USB 현미경으로 촬영하였다. 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하기 위하여 460장의 인공지지체 기공 형태 이미지를 이용하였다. 인공지지체를 제작할 때 각 출력 조건들을 데이터화 한 뒤, 예측 모델 제작에 사용하였다. 인공지지체의 출력 조건으로는 노즐 온도, 베드 온도, 이동 속도, 채움 밀도, 토출량이라는 5개의 출력 요인이 있다.

USB 현미경을 이용하여 여러 형태의 인공지지체 기공을 촬영하였다. 촬영하여 수집된 이미지는 예측 모델 제작을 위하여 사용되었다. Fig. 8에는 USB 카메라를 이용하여 촬영된 인공지지체의 기공 형태를 도시하였다.



**Fig. 8.** Photographed scaffold pore shape using USB microscope.

### 3.3 기공 형태 불량 예측 모델 제작

기공 형태 불량 예측 모델을 제작하기 위한 하드웨어 사양은 GPU가 Geforce RTX 2080Ti 11GB이며, CPU는 Intel Core i7이다. 메모리는 DDR4 64GB이다. 그리고 소프트웨어는 Window 10 환경에서 Pycharm을 이용하였다[6].

인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델은 다중 선형 회귀 알고리즘을 이용하였다.

다중 선형 회귀는 한 개 이상의 독립 변수와 선형 상관 관계를 모델링하는 회귀 분석 기법이다[7]. 노즐 온도, 베드 온도, 이동 속도, 채움 밀도, 토출량이라는 5개의 출력 요인에 의한 기공 형태의 상관 관계를 모델링하고 기공 형태 예측 모델을 제작하기 위하여 사용하였다.

3D프린터의 출력 요인과 인공지지체의 기공 형태를 이용하여 예측모델을 제작하였다. 기공 형태 불량 예측모델 제작을 위한 데이터들의 학습 횟수는 경험적인 결과를 바탕으로 5,000 회로 설정하였다. 학습 간격은 0.01, 가중치(Weight)는 10으로 설정하였다. 그리고 오버피팅을 방지하기 위한

추가적인 정규화(Regression)는 설정하지 않았다. 인공지지체 기공 형태의 이미지 데이터는 학습 90%, 테스트 10%의 비율로 구성하여 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하였다.

다중 선형 회귀 기반의 예측 모델은 일정 횟수 이상 학습되면 비용, 가중치, 바이어스가 일정해진다. 이 때 예측 모델의 비용, 가중치, 바이어스가 도출된다. 비용은 예측된 인공지지체의 기공 형태 치수와 실제 출력되어 측정된 인공지지체의 기공 형태 치수의 차이를 의미한다. 가중치는 출력 조건의 중요도에 맞춰 입력 값에 곱해진 상수를 의미한다. 바이어스는 인공지지체의 기공 형태 치수가 목표에 적합한지 조절하는 상수를 의미한다.

Table 1에 기계 학습을 5,000회 수행하면서 500회 단위로 출력된 비용, 가중치, 바이어스를 나타내었다.

**Table 1.** Cost, weight, bias based training quantity

Training quantity	Cost	Weight	Bias
0	5.92065e	192.32152	325.18565
500	4.32154e	385.18226	234.18126
1000	2.95724e	768.19187	189.32184
1500	2.62879e	853.18762	162.98118
2000	2.50852e	951.21545	151.12317
2500	2.20118e	989.15187	137.31481
3000	2.18567e	996.94813	125.32184
3500	2.18567e	996.94813	125.32184
4000	2.18567e	996.94813	125.32184
4500	2.18567e	996.94813	125.32184
5000	2.18567e	996.94813	125.32184

## 4. 예측 모델 검증

### 4.1 인공지지체 제작 실험

임의로 선정된 20가지의 각 출력 조건으로 인공지지체를 5개씩 제작하였다.

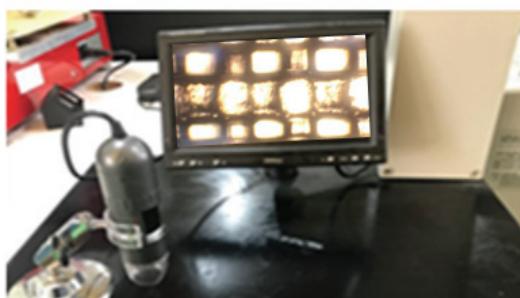
Fig. 9에 FDM 방식의 3D프린터를 이용하여 인공지지체를 제작하는 과정을 도시하였다.



**Fig. 9.** Scaffold printing using FDM 3d printer.

1,000 배율의USB 현미경을 이용하여 기공 형태를 촬영하여 불량 여부를 판별하였다.

Fig. 10에 제작된 인공지지체의 기공 형태를 USB 현미경으로 촬영하는 과정을 도시하였다.



**Fig. 10.** Pore shape photograph using USB microscope.

#### 4.2 예측 모델 평가

인공지지체 기공 형태 예측 모델 성능을 평가하기 위한 지표로 10겹 교차 검증 방법을 사용하였다. 10겹 교차 검증 방법은 전체 데이터를 무작위로 섞은 후 10 개의 세트로 무작위로 나눈 뒤, 9 세트는 학습 데이터로 사용하고, 1 세트는 테스트 데이터로 사용한다. 10겹 교차 검증 방법을 중복 없이 10 회 진행하고 이 결과를 출력하여 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델의 성능을 평가한다.

#### 4.3 평가 결과

기계 학습 기반의 다중 선형 회귀 알고리즘으로 인공

지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하였다. 실제로 인공지지체를 제작하였고 기공 형태를 USB 현미경으로 촬영하여 측정하였다. 그리고 학습 데이터와 테스트 데이터의 분류 성능을 평가하였다. Table 2 에 학습 데이터와 테스트 데이터를 이용하여 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델의 성능을 나타내었다.

**Table 2.** Precision model performance of pore shape

Data type Accuracy	Training data	Test data
Average	99 %	99 %
Total	99 %	99 %

다중 선형 회귀 알고리즘을 이용하여 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하였다. 모델의 성능을 학습 데이터와 평가 데이터를 이용하여 분석한 결과 학습 데이터와 평가 데이터 모두 예측 정밀도가 99 %임을 확인하였다.

### 5. 결 론

본 연구에서 USB현미경을 이용하여 인공지지체의 기공 형태 이미지를 수집하고 특징을 추출하였다. 기계 학습 기반의 다중 선형 회귀 방안을 이용하여 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델을 제작하였다. 인공지지체 기공 형태 불량 예측 모델의 성능을 실험을 통하여 평가한 결과 예측 정밀도가 99%임을 정량적으로 확인할 수 있었다.

### 참고문헌

1. Song-Yeon Lee and Yong-Jeong Huh, "A Study on Prediction Model of Scaffold Pore Size Using Machine Learning", J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.18, pp. 46-50, 2019.
2. Seung-Hyeok Choi, Min-Woo Sa and Jong-Young Kim, "New Fabrication Method of Bio-Ceramic Scaffolds Based on Mold using a FDM 3D Printer", J. of The Korean Society of Precision Engineering, Vol.18, pp. 957-963, 2018.
3. Song-Yeon Lee and Yong-Jeong Huh, "A Study on Prediction Model Performance of Scaffold Pore Size Using Machine Learning Regression Method", J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.19, pp. 36-41, 2020.
4. Yeon-Ho Chu and Young-Kyu Choi, "A Deep Learning based IOT Device Recognition System" J. of The Korea

- Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.18, pp.01-05, 2019.
5. Yong-Beom Park, Dong-Bin Choi and In-Soo Cho, “Taxation Analysis Using Machine Learning”, J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.18, pp. 73-77, 2019.
6. Yong-Hwan Lee and Heung-Jun Kim, “Implementation of Fish Detection Based on Convolutional Neural Networks”, J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.19, pp. 124-129, 2020.
7. Yong-Hwan Lee and Young-Seop Kim, “Comparison of CNN and YOLO for Object Detection”, J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.19, pp. 85-92, 2020.

---

접수일: 2020년 11월 27일, 심사일: 2020년 12월 4일,  
제재확정일: 2020년 12월 8일