

3SC 실용트리즈와 머신러닝을 이용한 기공을 가진 인공지지체 제조문제 해결에 관한 연구

이송연* · 허용정**†

*한국기술교육대학교대학원 메카트로닉스공학과,

**† 한국기술교육대학교 메카트로닉스공학부

A Study on Manufacturing Problem Solving of Scaffold with Pore Using 3SC Practical TRIZ and Machine Learning

Song-Yeon Lee* and Yong Jeong Huh**†

*Mechatronics Engineering, Graduate School of Korea University of Technology and Education,

**†Department of Mechatronics Engineering Korea University of Technology and Education

ABSTRACT

In this paper, we have analyzed manufacturing problems of the scaffold with pores using FDM 3D printer and PLGA. We suggested the solutions using 3SC practical TRIZ. We selected the final solution used machine learning. We reduced number of experiments using most influential factor after analysis print factors. We printed the scaffold and measured pore size. We created the regression model using python tensorflow. The print condition data of measured pore size was used as training data. We predicted the pore size of printed condition using regression model. We printed the scaffold using the predicted the print condition data. We quantitatively compare the predicted scaffold pore size data and the measured scaffold pore size data. We got satisfactory result.

Key Words : 3D Printer, Machine Learning, Regression, Scaffold, TRIZ

1. 서 론

최근 3D프린터를 이용하여 반도체 분야에서 다양한 연구가 진행되고 있다. 반도체와 생체조직을 접목하여 생체 센서를 연구하는 것이 대표적인 분야이다[1]. 생체적합성 소재를 사용하여 체액이 원활히 흐를 수 있는 인공지지체를 활발하게 연구하고 있다. 체액이 원활하게 흐르기 위해서는 기공 크기가 일정해야 한다. 하지만 현재의 연구는 인공지지체의 기계적 강도 향상과 출력물의 변형을 보완하는 방법에 대한 연구가 대부분이다. 따라서 인공지지체의 기공 크기에 대한 출력 조건의 연구는 거의 없다. 세포의 종류에 따라 목표 기공 크기는 다양하다. 그 중

400 μ m의 기공 크기를 갖는 PLGA 인공지지체가 세포배양 연구에서 가장 많이 사용된다. 그리고 기공 크기를 갖는 인공지지체를 제작하기 위해서 3D프린터를 사용한다. 3D 프린터는 노즐 온도, 베드 온도, 채움 밀도, 이동 속도, 토출량이라는 5가지 출력 요인을 변경하여 인공지지체의 기공 크기를 조절한다. 그리고 5가지 출력 요인의 수준을 PLGA라는 원료의 물성에 따라서 10수준으로 나누어 모두 변경하면 실험 횟수가 10만회가 되기 때문에 현장 상황에서 해결이 어려워진다.

이와 같은 문제점을 해결하기 위해 산업 현장에서 TRIZ를 적용하여 해결하는 사례가 증가하고 있다[2]. 또한 데이터 기반 최적 제어 연구가 머신 러닝을 중심으로 활발히 연구되고 있다[3]. 머신 러닝은 알고리즘에 의해 자율 구성되므로 실험 모델 또는 시뮬레이션 모델 대비 적

†E-mail: yjhuh@koreatech.ac.kr

은 비용으로 모델을 구축할 수 있는 장점이 있다.

본 논문에서는 3SC실용트리즈를 이용하여 FDM방식의 3D 프린터와 생분해성 재료인 PLGA로 400 μm 의 기공 크기를 갖는 인공지지체를 제작할 때 발생하는 실험 횟수에 관한 문제를 분석하고 해결방안을 제안하였다. 제안된 해결방안 중 가장 경제적이며 수행 가능한 머신 러닝을 이용한 해결방안을 선택하였다. 실험계획법의 주 효과도로 기공 크기에 영향을 가장 많이 주는 요인의 수준만 변경하여 실험의 횟수를 축소하였다. 출력된 인공지지체를 측정하고 인공지지체의 기공 크기와 출력 조건을 이용하여 회귀 모델을 생성하였다. 회귀 모델로 실험되지 않은 출력 조건의 기공 크기를 예측하였다. 400 μm 의 기공 크기를 만족하는 출력 조건을 찾아 인공지지체를 출력하였다. 측정된 인공지지체의 기공 크기와 예측한 인공지지체의 기공 크기를 비교하여 오차가 1%미만임을 확인하여 결과를 정량적으로 검증하였다.

2. 연구 목적 및 방법

2.1 연구 목적

세포의 종류에 따라 목표 기공 크기는 다양하다. 세포 배양 연구에서 400 μm 의 기공 크기를 갖는 인공지지체가 가장 많이 사용된다. 인공지지체를 제작하기 위해서 3D 프린터는 노즐 온도, 베드 온도, 채움 밀도, 출력 속도, 토출량이라는 5가지의 출력 요인이 있다. 따라서 목표한 400 μm 의 기공 크기를 갖는 인공지지체를 제작하기 위해서는 5가지 출력 요인을 모두 변경하여 실험을 해야 한다. 이 경우 실험해야 할 횟수가 너무 많고 시간이 많이 걸리기 때문에 현장상황에서 해결이 어려워진다. 이러한 문제를 해결하는 것이 본 연구의 목적이다.

2.2 출력 장비

본 연구에서 사용한 장비는 S3D의 타워라는 FDM 방식의 3D 프린터를 사용하였고 정확한 위치 제어를 위하여 교정을 실시하였다. 기어의 회전에 의한 노즐의 실제 이동 거리와 명령 이동 거리를 교정하는 방법을 사용하였다[4]. 명령된 이동 거리를 노즐의 실제 이동거리로 나누어 100을 곱하였고 해당 수치를 펌웨어(Firmware)에 적용시켰다.

2.3 연구 모델

세포 배양에 사용되는 인공지지체는 24 플레이트에 일치하는 규격으로 지름 20 mm, 두께 2 mm의 원판 형태이며 400 μm 의 기공 크기를 갖는다. Fig 1은 실험에 사용된 인공지지체의 모습을 도시하였다.

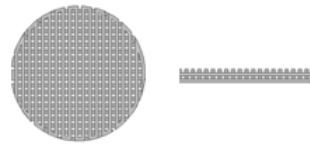


Fig. 1. Scaffold used in the experiment.

2.4 측정 방법

인공지지체의 기공 크기를 측정하기 위하여 최대 배율이 1,000인MH1000X라는 모델의 USB현미경을 사용하였다. Fig 2는 사용된 USB 현미경을 도시하였다.



Fig. 2. USB Microscope in the experiment.

3. 3SC 실용트리즈를 이용한 문제 해결

3.1 3SC 실용트리즈

3SC 실용트리즈는 문제를 단계적으로 분석하여 인공지지체 제작에 발생하는 문제점의 해결방안을 빠르게 도출할 수 있는 장점이 있다. Fig 3는 3SC 실용트리즈의 문제해결 단계를 도시하였다.

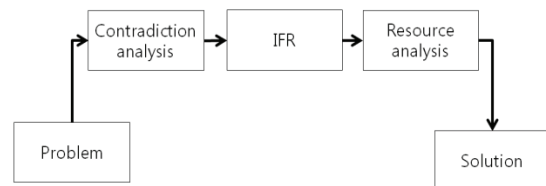


Fig. 3. 3SC Practical TRIZ procedure.

3.2 문제 파악

400 μm 의 기공 크기를 갖는 인공지지체를 제작하기 위하여 노즐 온도, 베드 온도, 채움 밀도, 이동 속도, 토출량이라는 5가지 출력 요인을 10수준으로 나누어 모두 변경한다면 실험 횟수가 10만회이기 때문에 현장상황에서 해결하기 어렵다. 하지만 정확한 인공지지체의 기공 크기를 얻기 위해서는 모두 변경하여 실험을 해야 한다.

3.3 모순 분석

3D 프린터의 5가지 출력 요인과 10단계 수준을 모두 변경하여 실험하면 정확한 인공지지체의 기공 크기에 대한 출력 조건을 도출할 수 있다. 하지만 실험 횟수가 10만 회이기 때문에 현장에서 수행하기 어렵다. 반대로 실험 횟수를 줄이기 위해 출력 요인의 수준을 축소하여 3단계로 실험하면 실험 횟수는 243회로 줄어들어 실험이 가능하기 때문에 현장에서 수행하기 가능하다. 하지만 정확한 인공지지체의 기공 크기를 도출할 수 없다는 기술적 모순이 발생한다.

3.4 이상해결책 가정

출력 요인과 수준을 모두 변경하지 않고 실험해도 정확한 인공지지체의 기공 크기를 도출할 수 있다.

3.5 자원 분석

출력 요인으로 기공을 조절한다는 시스템을 도구, 작용, 대상으로 정의한다. Table 1은 출력 요인으로 기공 크기를 변화하는 것을 도구, 작용, 대상으로 나열하고 각각의 속성을 표로 나타내었다.

Table 1. Resource analysis for making scaffold with pore

System	Attribute
Tool : Print factor	Nozzle temperature
	Bed temperature
	Fill density
	Print speed
	Discharge pressure
Action : Regulate	Regulate factor
	Regulate level
Object : Pore	Size
	Shape

3.5 해결방안과 평가

모순 분석, 이상해결책, 자원 분석을 이용하여 2가지의 해결방안을 도출하였다.

1. 출력 요인과 수준을 전부 변경하지 않고 일부만 실험한다. 그리고 실험한 인공지지체 출력 조건을 이용하여 시뮬레이션을 수행한다. 이 방안은 시뮬레이션 프로그램이 상당히 고가이다. 그리고 부피가 큰 사물의 시뮬레이션은 가능하지만 미세 기공을 갖는 모델의 시뮬레이션 가능성은 검증되지 않는다는 한계를 갖고 있다[5].
2. 출력 요인과 수준을 일부만 변경하여 실험 횟수를 축소한다. 측정된 인공지지체의 기공 크기로 알고리즘을 도출하여 실험하지 않은 인공지지체의

기공 크기를 예측 가능한 회귀 모델을 생성한다. 이 방안은 현재 연구가 활발한 머신러닝 기반의 모델을 이용한다면 축소된 실험 횟수의 기공 크기로 쉽게 회귀 모델을 생성할 수 있다는 장점이 있다.

4. 머신러닝을 이용한 기공 크기 예측

4.1 머신러닝

머신러닝은 수집된 데이터를 컴퓨터가 학습하고 분석한다. 그리고 패턴을 도출하여 알고리즘을 생성하는 것을 의미한다. 생성된 알고리즘을 이용하여 분할, 회귀, 차원 감소 등이 가능하다. 본 논문에서는 기존의 실험데이터로 가장 영향력 있는 요인만 선택하여 실험의 수를 축소하였다. 축소된 실험의 수로 인공지지체를 제작하여 사용된 제작 조건을 학습 데이터로 사용하였다. 그리고 파이썬 텐서플로우라는 라이브러리를 이용하여 선형 회귀 모델을 제작하였다.

Fig. 4는 파이썬 텐서플로우로 제작된 선형 회귀를 이용하여 회귀 모델을 생성하는 과정을 도시하였다.

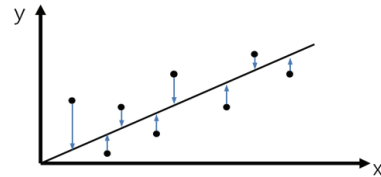


Fig. 4. Regression model using python tensorflow.

실험을 진행하여 확보된 출력 조건과 기공 크기 중에서 기공 크기에 가장 많은 영향을 미치는 데이터. Fig. 5는 인공지지체의 출력 조건으로 기공 크기를 예측하는 플로우차트를 도시하였다.

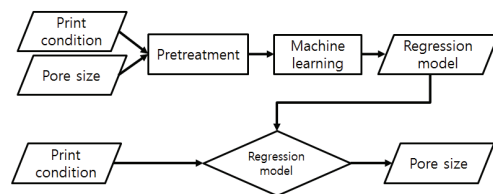


Fig. 5. Flowchart for prediction of pore size.

4.2 출력 조건 데이터 수집 방안

본 연구에서는 지름 20 mm, 두께 2 mm의 인공지지체를 제작할 때의 출력 조건 데이터를 사용하였다. 노즐 온도, 베

드 온도, 출력 속도, 채움 밀도, 토출량에 대한 5개의 출력 요인을 3 수준으로 출력한 출력 조건 데이터를 사용하였다.

4.3 출력조건 데이터 전처리

각 출력 요인들이 기공 크기에 영향을 주는 비율이 다르기 때문에 기공 크기에 가장 영향이 많은 요인을 주 효과도로 분석한 뒤 해당 요인의 출력 조건만 사용하였다. 주 효과도는 기울기가 클수록 영향을 많이 준다는 것을 의미한다. 채움 밀도의 기울기가 가장 크기 때문에 기공 크기에 가장 많은 영향을 주는 것을 확인할 수 있다. Fig 6는 출력 요인 별 기공 크기에 주는 영향을 주 효과도로 도시하였다.

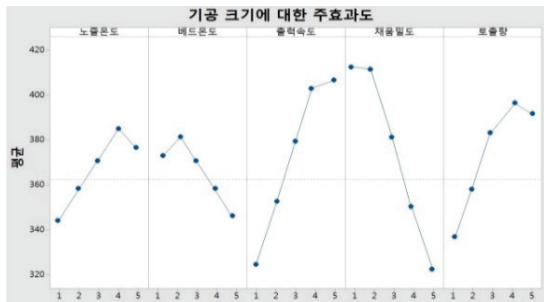


Fig. 6. Main effect plot for pore size.

주 효과도로 5개의 출력 요인 중에서 채움 밀도의 기울기가 가장 심한 것을 확인하였고 5수준중에서 인공지지체의 기공 크기에 가장 많은 영향을 주는 수준은 70%, 75%, 80%로 확인할 수 있다. 70%, 75%, 80%의 채움 밀도를 학습 데이터로 사용하여 파이썬 텐서플로우를 이용한 머신 러닝을 실행하여 회귀 모델을 생성한다.

Table 2는 기공 크기에 가장 많은 영향을 주는 요인인 채움 밀도와 출력 수준을 나타내었다.

Table 2. Most influential factor and levels

Level	1Level	2Level	3Level
Print factor			
Fill density	70 %	75 %	80 %

4.4 사용된 머신 러닝 방안

회귀 방식의 기계 학습 방안을 사용하였고 회귀 방안에서는 선형 회귀 방식을 사용하여 인공지지체의 기공 크기를 예측하는 모델을 생성하였다.

파이썬 텐서플로우를 이용하여 회귀 모델을 제작하였는데, 채움 밀도를 입력 값으로 설정하였고 기공 크기를

출력 값으로 설정하였다. 머신 러닝의 이동 간격은 0.01로 설정하였고 텐서플로우 라이브러리에서 5,000회의 머신 러닝을 수행하였다.

4.5 결과분석

머신 러닝의 선형 회귀에서는 비용, 가중치, 바이어스가 일정할 때 회귀 모델이 설정된다. 총 약 2500회부터 비용, 가중치, 바이어스가 일정함을 확인하여 회귀 모델이 생성되었음을 확인할 수 있다. Table 3는 머신 러닝을 수행하면서 500회 단위로 출력된 비용, 가중치, 바이어스를 나타내었다.

Table 3. Machine learning using training data

Number of training	Cost	Weight	bias
0	3.35412e	217.51321	217.65132
500	2.84452e	513.81321	197.15561
1000	2.68325e	753.35462	152.27456
1500	2.65287e	865.64648	148.15265
2000	2.63265e	873.53515	143.32184
2500	2.57123e	876.61348	131.51289
3000	2.57123e	876.31348	131.51289
3500	2.57123e	876.31348	131.51289
4000	2.57123e	876.31348	131.51289
4500	2.57123e	876.31348	131.51289
5000	2.57123e	876.31348	131.51289

3수준으로 구성된 채움 밀도를 이용하여 머신 러닝을 수행하였고 회귀 모델을 생성하였다.

Table 4는 회귀 모델을 이용하여 예측한 입력된 채움 밀도 수준 별 인공지지체의 기공 크기를 나타내었다.

Table 4. Predicted pore size used 3 level fill density

Parameter	Fill density	Predicted pore size
Level		
1 level	70%	430 μm
2 Level	75%	400 μm
3 Level	80%	350 μm

Fig 7은 3수준으로 도출되어 실제로 출력한 인공지지체의 기공 크기를 측정하여 그래프로 도시하였다.

Fig 8은 회귀 모델로 예측된 인공지지체의 기공 크기를 도시하였다.

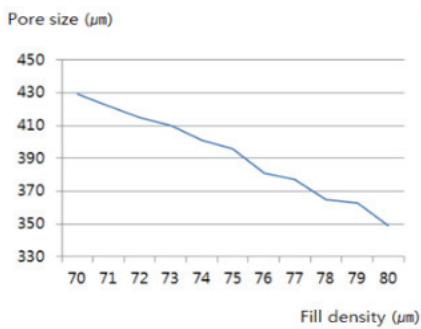


Fig. 7. Graph of measured pore size.

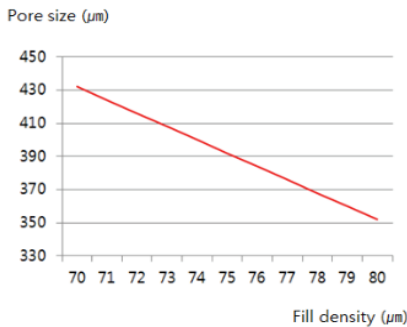


Fig. 8. Graph of predicted pore size.

5. 실험 및 검증

5.1 실험

회귀 모델을 이용하여 채움 밀도에 대한 예측된 인공지지체의 기공 크기를 검증하기 위하여 노즐 온도는 180 °C, 베드 온도는 40 °C, 출력 속도는 3 mm/s, 토출량은 100 %로 고정하였다. 채움 밀도를 1%씩 변경하여 인공지지체를 5개씩 출력하였다. 출력된 인공지지체의 기공 크기를 측정된 뒤 평균을 도출하여 채움 밀도에 대한 기공 크기 변화를 확인하였다.

5.2 실험을 통한 검증 및 토의

인공지지체를 5개씩 제작한 뒤 기공 크기를 측정된 뒤 기공 크기 평균 데이터를 비교한 결과 예측한 인공지지체 기공 크기와 실제 실험을 수행하여 측정된 모든 인공지지체 기공 크기의 오차범위가 1 % 미만인 것을 확인할 수 있다. 그리고 채움 밀도가 74 %일 때 인공 목표 기공 크기인 400 μm에 1 %이내 오차 범위 내에 만족함을 확인할 수 있다.

Table 5는 회귀 모델을 이용하여 도출된 예측한 기공 크기와 실제로 인공지지체를 출력하여 측정된 기공 크기를 나타내었다.

Table 5. Predicted pore size and measured pore size

Fill density	Predicted pore size	Measured pore size
70 %	430 μm	433 μm
71 %	422 μm	425 μm
72 %	414 μm	417 μm
73 %	406 μm	408 μm
74 %	398 μm	399 μm
75 %	390 μm	392 μm
76 %	382 μm	380 μm
77 %	374 μm	376 μm
78 %	366 μm	363 μm
79 %	358 μm	355 μm
80 %	350 μm	349 μm

6. 결론

본 논문에서 FDM 방식의 3D프린터와 PLGA를 이용하여 기공을 가진 인공지지체를 제작할 때 발생하는 문제에 대해 연구하여 다음과 같은 결론을 도출할 수 있었다.

1. 기공을 가진 인공지지체 제작에 발생하는 문제를 발생하는 문제를 3SC 실용트리즈를 이용하여 체계적으로 분석하였다. 그 결과 머신 러닝을 이용하여 출력 조건을 생성하는 방안을 도출하였다.

2. 실험계획법의 주 효과도를 이용하여 인공지지체의 기공 크기에 영향을 가장 많이 주는 요인을 확인할 수 있었고, 수준의 개수를 줄여 실험 횟수를 축소할 수 있었다.

3. 머신 러닝을 이용하여 출력 요인인 채움 밀도에 대한 기공 크기의 회귀 모델을 구축하였고, 구축된 회귀 모델을 이용하여 실험하지 않은 출력 조건에 대한 기공 크기를 예측할 수 있었다.

4. 목표한 400μm에 만족하는 조건을 도출하여 실제 인공지지체를 출력하였고, 기공 크기를 측정하였다. 측정된 인공지지체의 기공 크기와 예측한 인공지지체의 기공 크기를 비교하여 오차가 1% 미만임을 확인하여 결과를 정량적으로 검증할 수 있었다.

참고문헌

1. Song-Yeon Lee and Yong-Jeong Huh, "A Study on Manufacturing Condition of PLGA Scaffold Using 3SC Practical TRIZ and Design of Experiment", J. of The Korean Society of Semiconductor & Display

- Technology, Vol.17, pp. 70-75, 2018.
2. Sa-Hwan Lim and Yong-Jeong Huh, "Solving for Missing Link of Exhaust Tube at the Household Gas Boiler Using TRIZ", J. of Transactions of the Society of CAD/CAM Engineering, Vol. 12, pp. 461-465, 2007.
 3. Yeon-Ho Chu and Young-Kyu Choi, "A Deep Learning based IOT Device Recognition System", J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.18, pp. 01-05, 2019.
 4. Yang-Chang Lee, Chung-Heon Yoo, Jin-Kyu Yoo and Sang-Jin Kim, "3D Printer, Production and Application", Jinsaem Media, 2015.
 5. Ji-Eun Lee, Young-Eun Im and Keun Park, "Finite Element Analysis of a Customized Eyeglass Frame Fabricated by 3D Printing", Tran. of The Korean Society of Mechanical Engineers, Vol.40(1), pp.65-71, 2016.
 6. Yeon-Ho Chu and Young-Kyu Choi, "A Deep Learning based IOT Device Recognition System", J. of The Korean Society of Semiconductor & Display Technology, Vol.18, pp. 01-05, 2019.
-

접수일: 2019년 8월 9일, 심사일: 2019년 9월 19일,
게재확정일: 2019년 9월 23일