

적층제조시편 성능 평가를 위한 전산해석 모델링 도출에 관한 연구

송여울^{1*} · 이필호² · 신동운² · 백경윤³

한국기계연구원 산업기계DX연구실^{1†}

한국기계연구원 3D프린팅연구실²

광주대학교 융합기계공학과³

A study on computational analysis modeling for evaluating the performance of additive manufacturing specimen

Yeo-Ui Song^{1†} · Pil-Ho Lee² · Dong-Woon Shin² · Gyeong-Yun Baek³

Dept. of Industrial Machinery DX, Korea Inst. of Machinery & Materials^{1†}

Dept. of 3D Printing, Korea Inst. of Machinery & Materials²

Dept. of Convergence Mechanical Eng., Gwangju Univ.³

(Received January 09, 2024 / Revised March 22, 2024 / Accepted March 31, 2024)

Abstract: Additive manufacturing grants control over both the shape and properties of the product. Therefore, validating product operation necessitates predicting its properties. In this study, an optical fiber-based temperature sensor was inserted into an additively manufactured specimen, and the actual temperature was collected. A machine learning model was constructed using the collected temperature data for calibration, enabling accurate prediction of physical properties. These predicted properties were then integrated into structural analysis to assess the performance of the specimen.

Key Words: Additive manufacturing, Computational analysis modeling, DfAM, FBG sensor, Machine learning

1. 서론

적층제조 산업은 복잡한 형상을 제조 가능한 장점을 바탕으로 최근 산업계로의 적용이 활발히 이루어지고 있다. 기존의 제품 및 부품에 적층제조 특화 설계(Design for Manufacturing, DfAM)를 도입하여 일반적인 가공 공정의 제한에서 벗어나 제품의 기능을 최적화하는 복잡 형상 제안이 가능하다. 새로운 부품 형상으로 대체 되었을 경우, 목표로 하는 부품의 성능을 만족하는지 여부를 전산해석을 기반으로 확인하는 과정이 필수적이다¹⁾. 알루미늄 재료는 열전달에 이점이 있고, 추가로 적층제조 형상 자유도를 도입한다면 부품성능 극대화를 이룰 수 있어 최근 산업계에서는 알루미늄 계열의 AlSi10Mg

분말 적층제조 적용이 확대되고 있다²⁾. 성공적인 도입 예로 타이어 몰드 산업이 있다. 타이어 몰드는 복잡한 패턴 형상의 다양성으로 인해 다품종 소량 생산에 적합한 적층제조 도입이 성공적으로 진행되고 있다. 그러나 적층제조로 생산한 부품과 기존의 가공 알루미늄 부품은 다른 물리적 특성 값을 가지기 때문에 적층제조품에 대한 물성을 확인하는 과정이 우선적으로 필요하다. 그럴 뿐만 아니라 적층 제조를 하더라도 적층 분말의 특성, 레이저 파워, 스피드, 적층 방향 등과 같은 공정변수 조건에 따라서도 기본적인 밀도 특성뿐 아니라 강성, 조도, 열전도도 등이 달라지게 된다^{3,4)}. 본 연구에서는 알루미늄 적층 시편의 열전달 실험 모사를 위하여 광섬유 온도센서에서 받은 온도 실험데이터를 바탕으로 적층 제조품 전산 해석에 필요한 경계조건 계수를 머신러닝 모델 기반으로 추정하여 전산 해석 사상 모델링 도출 방법을 제안한다.

† 교신저자: yeoulsong@kimm.re.kr

* 본 논문에 대한 저작권은 저자들에게 있으며 CC BY-NC-SA를 만족하는 조건으로 이용할 수 있습니다.

2. 적층 제조 시편 열전달 실험

2.1. 적층 제조 시편 조형

AlSi10Mg 분말을 이용하여 적층 제조한 시편의 열전달 실험을 위하여 Fig. 1과 같은 시편 형상을 Truprint 2000 장비를 이용하여 적층 제조하였다. 시편 내부의 온도를 측정하기 위하여 내부에 온도측정 광섬유 센서를 삽입 가능하도록 내부 채널을 4종 포함하였다. 일반적으로 사용되는 열전대의 경우 자체적인 부피가 크기 때문에 시편 내부의 온도를 측정하는 데 어려움이 있어 광섬유 온도센서로 대체하였다. 이는 추후 금형 전체의 온도 분포를 얻기 위한 초기 단계 연구로써 다양한 형상의 금형이 가지는 곡선 경계를 고려하여 내부 채널을 생성하기 위하여 다양한 곡률을 조정하였다. 외부 영향을 최소화하기 위하여 정교한 조형이 가능한 PBF방식 적층 제조를 통해 직경 700 μm 광섬유 온도센서가 삽입 가능한 최소한의 채널 직경 800 μm 로 조형하였다. Fig. 2는 적층 제조 시편의 CT 촬영 결과로 25 μm 해상도로 분석하였을 때 내부에 분말이 구속되지 않고, 내부 채널이 성공적으로 조형된 것을 확인할 수 있다. 시편 조형성 확보를 위하여 적층 공정변수를 층 두께 20 μm 로 설정하여 적층 제조를 수행하였다.

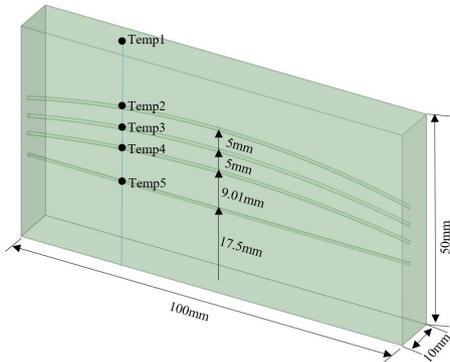


Fig. 1 Dimension of the 3D printed sample and the obtained temperature positions

2.2. 적층 제조 시편 열전달 실험

본 적층 제조 시편의 외부 1개 내부 4개의 채널에 FBG(Fiber Bragg Grating) 광섬유 센서를 위치하고, 각 광섬유 내부에는 온도측정 가능한 브레그 센

서 포인트를 삽입하였다. 온도측정 위치는 Fig. 1의 검은색 점으로 표시하였다. 일반적으로 온도측정에 사용되는 열전대의 경우 센서 측정부의 부피가 크기 때문에 시편 온도측정에 영향이 크고, 자체적인 열용량으로 인해 온도 반응이 느린 단점을 보완하도록 광섬유 온도측정 센서를 도입하여 실험을 구성하였다. Fig. 3은 실험구성 모습을 나타낸 것이다. 핫플레이트 입력을 100 $^{\circ}\text{C}$ 로 설정하고, 자연대류 환경에서 적층 시편을 핫플레이트에 올려 열평형이 이루어지는 지점까지 온도 데이터를 수집하였다. Fig. 1과 같이 시편의 윗면에서부터 아래 곡면 채널에서의 수집온도를 차례로 Temp 1, Temp 2, Temp 3, Temp 4, Temp 5로 설정하였다. 열전대 측정이 가능한 핫플레이트와 시편 외부에 열전대를 추가로 부착하여 광섬유 온도 측정값과 비교를 통해 중복 테스트를 수행하였다.

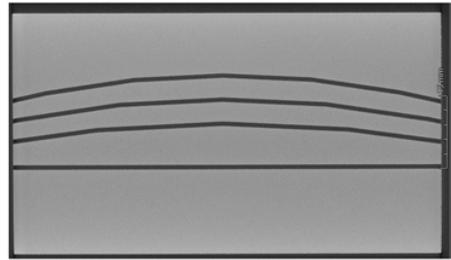


Fig. 2 CT scan image with a 25 μm resolution



Fig. 3 Heat transfer experiment setting

온도가 더는 변화하지 않는 정상상태에서 온도 값을 수집하고, 입력 데이터 전처리를 위해 푸리에 변환(FFT: Fast Fourier Transform)을 이용하여 각 채널의 온도 Temp 1=80.7 $^{\circ}\text{C}$, Temp 2=80.9 $^{\circ}\text{C}$, Temp

3=82.8°C, Temp 4=82.7°C, Temp 5=83°C를 획득하였다. 이러한 각 채널 위치에서 온도 측정값을 목표값으로 설정하여 전산 해석 사상 모델링을 수행하였다.

3. 열전달 시편 전산 해석 모델링

3.1. 열 해석 조건 및 경계조건 계수 변수 설정

이전 장에서의 적층 제조 시편 열전달 실험을 모사하기 위한 유한요소 기반 열 해석을 수행하였다. 본 연구는 적층 제조 시편의 열분포를 전산 해석으로 동일하게 모사하는 것으로 광섬유 온도센서에서 받은 온도 실험데이터를 교정값으로 설정하고 역순으로 유한요소해석에 필요한 경계조건 계수를 도출을 수행하였다. Fig. 4는 전산 열 해석 조건을 나타낸다. 정상상태(steady-state) 열 해석을 수행하였으며, 해석 경계 조건으로 핫플레이트의 온도 100°C를 입력하였고, 아랫면을 제외한 모든 면에서 자연대류 대류 조건을 설정하였다.

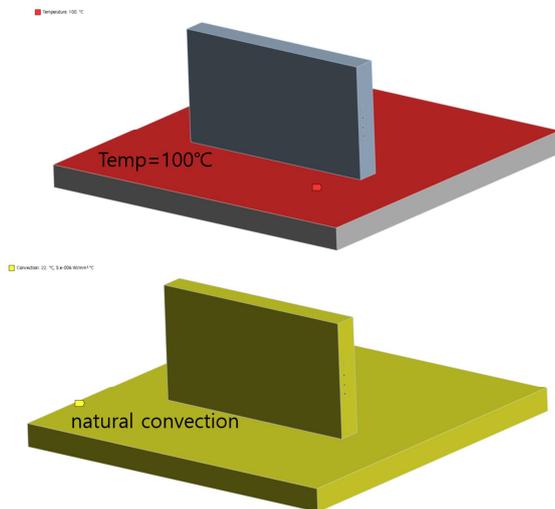


Fig. 4 Boundary conditions for thermal analysis

실험을 모사하는 데 필요한 중요 전산 해석 경계 조건 계수로 총 3개 변수를 고려하였으며 이는 각각 시편의 열전도도(Thermal conductivity), 대류 열전달 계수(convection film coefficient), 시편과 핫플레이트 사이의 접촉 열전도계수(contact region thermal

conductance value)이다. 대류 열전달 계수는 부품의 작동환경을 반영하며 이는 추후 강제대류, 전도 등으로 변화할 수 있다. 시편의 열전도도는 적층 시편의 밀도와 적층 방향에 영향을 받으며 시편과 핫플레이트 사이의 접촉 열전도계수는 적층 시편이 표면 조도와 관련이 있다. 이는 시편의 형상 및 제조 공정에 따라 정해지는 고유한 값으로 본 연구의 방법론을 바탕으로 산업에서는 대응되는 부품의 공정 조건 및 형상에 맞는 물성 특성을 이와 같이 정의하는 과정이 필요하다.

3.2. 회귀기반 머신러닝 모델 변수 최적화

실험 모사를 위해 필요한 전산 해석 경계조건 계수는 총 3개로 최적의 열전도도(Thermal conductivity), 대류 열전달 계수(convection film coefficient), 시편과 핫플레이트 사이의 접촉 열전도 계수(contact region thermal conductance value) 도출이 필요하다. 각 변수에 대해 열전도도 100~250W/mK, 대류 열전달 계수 5~80W/m²K, 접촉 열전도계수 250~550W/m²K 범위에서 100개 샘플 포인트를 추출하였다. ANSYS Workbench를 이용하여 모든 샘플포인트에 대해 유한요소해석을 수행하여 출력으로 각 채널에서의 해석 온도 데이터를 수집하였다. 민감도 분석 결과 접촉 열전도계수가 시편 온도에 가장 민감하였으며, 실험 측정 값을 만족하는 범위의 접촉 열전도계수 300W/m²K를 추출하였다. 이에 대응되는 데이터를 기반으로 회귀기반 머신러닝 모델을 적용하였으며 이때 사용한 GPR(Gaussian Process Regression) 모델은 예측값의 신뢰구간을 알 수 있는 장점이 있다^{5,6)}. 전산 해석 결과 데이터를 기반으로 구성된 GPR 모델은 Fig. 5과 같다. GPR모델을 통해 열전도도와 대류 열전달 계수에 따른 채널에서의 전산해석 온도를 예측할 수 있다.

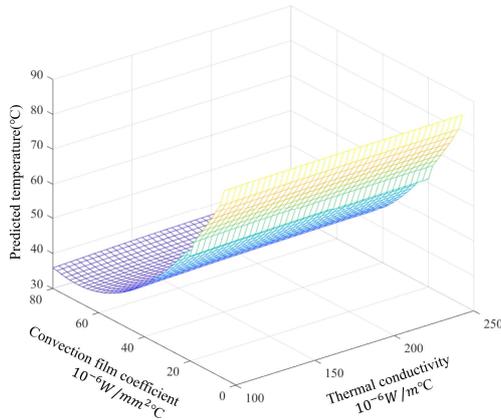


Fig. 5 Resultant GPR model for the relationship between input variables and predicted temperature

3.3 전산 해석 사상 모델링 결과

Fig. 5의 머신러닝 모델을 기반으로 특정 경계조건 변수에서의 전산 해석 온도 결과와 실험을 통해 광섬유 센서에서 수집한 온도와 일치하는 사상 모델링을 구현하기 위해 유전알고리즘(Genetic Algorithm) 기반 전산 해석 경계조건 변수 최적화를 수행하였다⁷⁾. 최적화 수식은 아래와 같다.

Variables :

시편 온도 Temp 1, Temp 2, Temp 5

Objective :

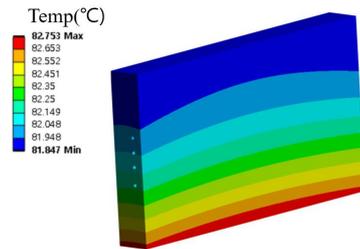
$$\text{To optimize } |Temp1 - \tilde{Temp1}| \quad (1)$$

Subject to :

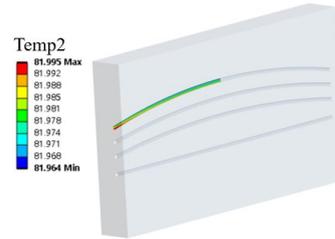
$$T_{LB2} < \tilde{Temp2} < T_{UB2}, T_{LB5} < \tilde{Temp5} < T_{UB5}$$

이때 Temp 1, Temp 2, Temp 3은 각각 채널 1, 2, 5에서 얻은 광섬유 온도센서 측정값을 나타내고, $\tilde{Temp1}$, $\tilde{Temp2}$, $\tilde{Temp5}$ 는 머신러닝 모델에서 각각 채널 1, 2, 5에서의 예측 온도 값을 나타낸다. T_{LB2} , T_{UB2} , T_{LB5} , T_{UB5} 는 각각 측정 온도 값의 $\pm 3^\circ\text{C}$ 로 설정하였다. 온도 데이터를 모두 최적화 조건으로 사용하면 과최적화로 인한 지역 최적점(local optimum)에 도달하여 수렴되지 않는 문제로 인해 3개의 변수를 선택하여 최적화를 수행하였다. 최적화 결과 얻어진 전산 해석 경계 변수 값은 열전도도 (Thermal conductivity)=155W/mK, 대류 열전달 계수 (convection film coefficient)=5.99W/m²K, 시편과 핫플레이트 사이의 접촉 열전도계수(contact region

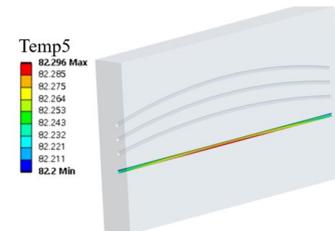
thermal conductance value)=300W/m²K 이다. 이때 Fig. 5의 경계조건 변수-시편 온도 예측 머신러닝 모델에서의 예측 온도 값은 각각 $\tilde{Temp1}=80.7^\circ\text{C}$, $\tilde{Temp2}=80.8^\circ\text{C}$, $\tilde{Temp5}=81.1^\circ\text{C}$ 이다. 최적화로 얻어진 전산 해석 경계 변수를 반영하여 해석한 결과는 Fig. 6 와 같다. $\tilde{Temp1}=81.8^\circ\text{C}$, $\tilde{Temp2}=82^\circ\text{C}$, $\tilde{Temp5}=82.3^\circ\text{C}$ 로 실험값과의 편차가 각각 1.4%, 1.4%, 0.8%로 도출되었다.



(a) temperature distribution across the entire specimen



(b) temperature distribution along Channel 2



(c) temperature distribution along Channel 5

Fig. 6 Thermal analysis results with optimized variables

본 연구 결과 광섬유 센서 기반 유한개의 온도 데이터를 바탕으로 전산 해석 사상 모델링을 구현하여 적층 시편 전체의 온도 분포를 얻을 수 있다. 전산 해석 온도 편차를 줄이기 위해서는 채널 내부 광섬유 센서와 채널 직경 사이의 간격을 최소화하여 광섬유 자체의 열용량을 감소하여 온도 변화에 미치는 영향을 최소화할 수 있고, 3D프린팅 기반 적

층 시편의 표면 조도 균일화를 통한 핫플레이트와 시편 사이의 온도전달계수의 균질화 등을 고려할 수 있다. 이는 후가공을 통해 표면 조도를 향상시켜서 오차를 감소시킬 수 있다. 또한 측정 온도 데이터 수를 증가하거나, 전산 해석 시 유한요소를 세밀하게 하고, 해석데이터를 추가로 수집하는 것이 사상 모델을 더 정확히 구축할 수 있다. 본 연구에서 복잡 형상의 금형 세부 온도 예측이 가능해짐으로써, 이를 발전시켜 원하는 금형 온도를 얻기 위한 필요 열 입력조건 도출이 가능하게 되어 실산업에서 초기 공정조건을 설정하는데, 시간과 노력을 획기적으로 단축할 수 있다.

4. 비교검증 데이터 수집

머신러닝 기반 전산 해석 경계 변수 최적화에 대한 비교검증을 위해 AISi10Mg 3D프린팅 시편에 대해 열전도도 및 열용량을 측정하였다. 비열 및 열용량 측정기(DSC8000)를 이용하였으며 시편 규격 10mm×10mm×2.5mm 에 맞게 적층 시편을 가공하여 측정을 수행하였다. 적층 제조 시편의 경우 적층 경로에 따른 물성의 방향성을 가지기 때문에⁸⁹⁾ Fig. 7과 같이 적층 방향에 대하여 3가지 방향으로 시편을 추출하여 25℃, 100℃에서 열전도도 측정을 수행하였다. 결과는 Table 1과 같다. Dir 1, 2, 3은 각각 정면 시편, 가로 시편, 대각선 시편을 나타낸다.

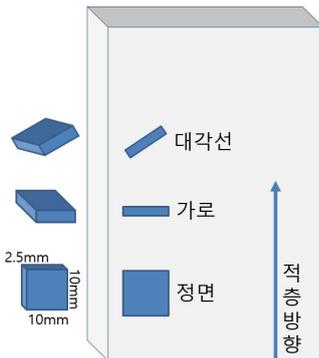


Fig. 7 Thermal conductivity measurement specimen conditions

Table 1 Thermal conductivity(W/mk) measurements

Direction Temp	Dir 1	Dir 2	Dir 3
25℃	143.33	151.12	165.63
100℃	147.42	154.83	170.60

적층 제조의 이방성 특성을 바탕으로 적층 방향에 따라 열전도도의 차이가 있는 것을 확인할 수 있다. 실험을 수행한 100℃에서 시편의 열전도도 값은 147~170W/mK 범위로, 본 연구의 프로토크를 통해 도출한 열전도도 값 155W/mK가 유효한 값임을 확인하였다. 측정을 통한 적층 제조 시편 물성 측정 방법은 시편 형상의 제약이 있고, 시간과 노력이 필요하다. 이처럼 적층 시편의 열 물성값은 기존의 알루미늄 가공공정과 달리 적층 공정변수에 의존적이므로 적층 제조로 부품을 대체하였을 때의 특정 형상을 가지는 부품에 대해 물성을 확인하기 위해서는 본 연구에서 제시한 프로토크를 기반으로 적층 제조 부품의 작동환경을 모사하는 과정이 필수적이다.

5. 결론 및 토의

본 연구에서는 차세대 제조산업으로 도입이 되고 있는 금속 적층 제조제품에 대한 기계적 물성 예측 및 작동 요구 조건 만족을 확인하기 위한 전산 해석 사상 모델링에 대한 연구를 수행하였다. 금속 적층 제조제품의 경우 본 연구 결과에서처럼 기존의 금속가공 시 적용한 물성값 대신에 적층 제조제품의 특정 공정변수 환경에 대응되는 고유한 물성값을 가진다. 뿐만 아니라 적층 제조제품의 형상에 따라 국부적으로 차이가 발생 할 수 있다. 이로 인해 기존의 가공 공정으로 제작된 부품의 성능 평가 시 사용된 밀도, 강성, 열전도도 등의 물성을 적층제조 시편 모델링에 동일하게 사용할 수 없다. 따라서 본 연구에서 제시한 머신러닝 모델 기반 전산 해석 모델링 도출에 관한 연구를 통하여 새로운 형상으로 제안된 적층 제조부품에 대한 물성 정의를 하는 과정이 필수적이며 이를 통해 정확한 적층 제조대체품의 성능 예측이 가능함을 확인하였다.

후기

본 연구는 한국기계연구원 기관 기본사업(NK2481)과 한국연구재단의 한·중 산·학·연 대형공동연구(NRF-2022K1A3A1A61015007)의 지원을 받아 연구되었음.

참고문헌

- 1) T. Lei, J. Alexandersen, B.S. Lazarov, F. Wang, J. H.K. Haertel, S.D. Angelis, S. Sanna, O. Sigmund, K. Engelbrecht, "Investment casting and experimental testing of heat sinks designed by topology optimization", International Journal of Heat and Mass Transfer, Vol. 127, pp.396-412, 2018
- 2) Hamdi E. Ahmed, B.H. Salman, A.Sh. Kherbeet, M.I. Ahmed, "Optimization of thermal design of heat sinks: A review", International Journal of Heat and Mass Transfer, Vol. 118, pp.129-153, 2018.
- 3) B. Zhang, R. Seede, L. Xue, K.C. Atli, C. Zhang, A. Whitt, I. Karaman, R. Arroyave, A. Elwany, "An efficient framework for printability assessment in Laser Powder Bed Fusion metal additive manufacturing", Additive Manufacturing, Vol.46, 102018, 2021
- 4) Z. Li, Z. Zhang, J. Shi, D. Wu, "Prediction of surface roughness in extrusion-based additive manufacturing with machine learning", Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, Vol. 57, pp.488-495, 2019
- 5) G. Tapia, A.H. Elwany, H. Sang, "Prediction of porosity in metal-based additive manufacturing using spatial Gaussian process models", Additive Manufacturing, Vol. 12, pp.282-290, 2016
- 6) H. Zhang, J. P. Choi, S. K. Moon, T. H. Ngo, "A multi-objective optimization framework for aerosol jet customized line width printing via small data set and prediction uncertainty", Journal of Materials Processing Technology, Vol. 285, 116779, 2020
- 7) M. Mitchell, "An Introduction to Genetic Algorithms", MIT Press, 1998
- 8) S. Li, S. Yuan, J. Zhu, C. Wang, J. Li, W. Zhang, "Additive manufacturing-driven design optimization: Building direction and structural topology", Additive Manufacturing, Vol.36, 101406, 2020.
- 9) Y. Kok, X.P. Tan, P. Wang, M.L.S. Nai, N.H. Loh, E. Liu, S.B. Tor, "Anisotropy and heterogeneity of microstructure and mechanical properties in metal additive manufacturing: A critical review", Materials & Design, Vol. 139, pp. 565-586, 2018.

저자 소개

송 여 울(Yeo-Ui Song) [정회원]



- 2017년 8월 : 카이스트 기계공학과 (공학박사)
- 2017년 8월 ~2018년 11월 : 한국수력원자력 중앙연구원, 연구원
- 2018년 11월~현재: 한국기계연구원 산업기계DX연구실, 선임연구원

< 관심분야 >
전산해석, 최적설계, 머신러닝

이 필 호(Pil-Ho Lee) [정회원]



- 2015년 3월 : 성균관대학교 기계공학과 (공학박사)
- 2014년 12월~2017년 5월 : LG전자 생산기술연구원, 선임연구원
- 2018년 11월~현재: 한국기계연구원 3D프린팅장비연구원, 선임연구원

< 관심분야 >
금속 3D프린팅, 정밀가공

신 동 운(Dong-Woon Shin) [정회원]



- 2021년 : University of Utah 기계공학과 (공학박사)
- 2021년 ~2022년 : 독일 막스플랑크 폴리머연구소, 박사후연구원
- 2022년~현재: 한국기계연구원 3D프린팅장비연구원, 선임연구원

< 관심분야 >
3D프린팅, 인공지능

백 경 윤(Gyeong-Yun Baek) [정회원]



- 2019년 8월 : 전남대학교 기계공학과 (공학박사)
- 2019년 9월~2020년 8월 : 한국생산기술연구원, 박사후연구원
- 2020년 9월~현재: 광주대학교 융합기계공학과, 조교수

< 관심분야 >
금속적층제조, 금속적층공정해석, 하드웨어싱