https://doi.org/10.7735/ksmte.2021.30.1.92

Technical Papers

J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. ISSN 2508-5107(Online)

Check for updates

# 금속 3D 프린팅 공정의 결함 분석

최병주°, 양재영°, 이문구°, 전용호°\*

# **Defect Analysis of Metal 3D Printing Process**

Byungjoo Choi<sup>a</sup>, Jaeyoung Yang<sup>a</sup>, Moongu Lee<sup>a</sup>, Yongho Jeon<sup>a\*</sup>

<sup>a</sup> Dept. of Mechanical Engineering, Ajou University

### **ARTICLE INFO**

Article history:			
Received	21	December	2020
Revised	24	December	2020
Accepted	29	December	2020
Keywords:			
Metal 3D printing			
Melting pool tomography			
Cross-sectional analysis			
Object detection			
YOLO			

### ABSTRACT

Metal 3D printing is attracting attention as a new production technology. However, various problems need to be solved regarding it. In particular, defects occurring in the process of melting and solidification are relatively serious than those occurring in the traditional casting or cutting process. To solve this problem, this study introduced a tomography using a high-speed camera that can monitor the melting pool. This confirmed the possibility of finding defects by detecting an abnormality in the melting pool. In addition, if it is combined with the YOLO model, which is the latest object detection algorithm, it is judged that the integrity of the parts produced by the casting or cutting process can be secured by stopping or recovering the process through real-time inspection.

# 1. 서 론

### 1.1 금속 3D 프린팅

최근 바닥면에서 윗면까지 재료를 연속적인 층(successive layers) 으로 쌓는 3D 프린팅이 새로운 세대의 생산기술로 주목받고 있다. 특히, 적용분야와 목적에 따라서 다양한 방법과 재료로 자동화 공 정을 구현하여 제조 및 물류 프로세스를 혁신하고 있다. 자유로운 디자 인(freedom of design), 대량 소비자맞춤 생산(mass customization) 이 가능한 고객주도적인 기술이면서 전통적인 감산제조와 다른 적층제 조 개념은 폐기물을 최소화(waste minimization)하는 것이 3D 프린 팅의 주요이점이다. 또한 복잡한 형상에 대해서 단일 공정으로 대량 생산이 가능하여 형상최적화(Topology optimization)과 같이, 기 존 형태를 무시하면서 불필요한 부분을 줄이고 본질적인 기능을 그대로 유지할 수 있도록 설계하는 방식에 매우 적합하다. 기존의 설계 관점을 완전히 변화시켜서 획기적인 형태를 생산할 수 있을

뿐만 아니라 초경량/고강성 구조 구현, 복잡한 제품의 조립 없는 생산, 복합 소재의 동시 적층이 가능하여 혁신적인 설계와 생산을 견인하고 있다. 따라서 시제품(prototyping) 뿐만 아니라, 기계 부 품(mechanical parts), 공사현장(construction), 바이오산업(bio industry), 의료산업(medical industry) 까지 다양한 분야에서 폭 넓게 적용되고 있다.

<sup>3</sup>D 프린팅은 대부분 3차원의 CAD 모델을 2차원으로 분절화하 고 선과 선을 잇고, 2차원의 면을 적층방법으로 제작하는 방식으로 다양한 분야에서 사용되고 있다<sup>[1]</sup>. 가공 방법과 재료의 형질에 따라 powder bed fusion (PBF)<sup>[2]</sup>, direct energy deposition (DED)<sup>[3]</sup>, bounding metal deposition (BMD)<sup>[4]</sup>, laminated object manufacturing (LOM)<sup>[1]</sup>이 있으며, 프린팅 결함의 감소, 기계적 성질 강화, 표면품질 향상, 대형 구조물의 생산이 주요 개발 목표이 다. 특히, PBF 공정은 레이저 혹은 전자빔을 열원으로 수십 μm 내외의 분말을 용융시키며 적층하면서 부품을 생산하는 기술이다.

<sup>\*</sup> Corresponding author. Tel.: +82-31-219-3652

E-mail address: princaps@ajou.ac.kr (Yongho Jeon).

다른 공정보다 장비가 구조적으로 단순하고 재료의 크기가 분말형 태로 매우 작기 때문에 자유롭게 형상을 제조할 수 있다.

그러나 미세한 분말과 열원을 이용하여 정밀한 적층이 가능하지 만 내부 결함의 발생가능성이 높고 이를 검사하는데 시간과 많은 노력이 필요한 단점이 있다. 따라서 최종 제조품에 대한 표면을 살펴보고 내부의 결함 유무를 판단하거나, 큰 부품의 생산 베드 구석에 작은 파트를 함께 생산하고 이 파트의 단면을 분석하여 큰 부품의 건전성을 예상하는 방법이 주로 활용되고 있다. 이러한 방법 은 높은 하중을 받으며, 사용자의 안전성이 극도로 요구되는 자동차 부품 또는 기계적인 부품에 적용하는데 한계가 있다. 따라서 본 연 구에서는 실시간 in-situ로 적층 결함을 검출하기 위한 연구 사례들 을 소개하며, 국내에서 활용 가능한 방법을 제시하고자 한다.

## 1.2 연구사례

최근 국내외에서 다양한 방법으로 결함을 분석하고 있다. 특히, 실시간 모니터링 기술과 함께 딥러닝 기반의 Convolution neural network (CNN) 알고리즘을 적용하고 결함을 찾고 분류하고 있다.

Kwon 외 연구팀은 Selective laser melting (SLM) 공정에서 분류(classification) 알고리즘을 적용하여 다양한 레이저 출력조 건에 따른 기공과 균열의 발생정도를 분석하였다. 특히 용융 풀 (melting pool)에서 발산하는 빛을 Dichroic 렌즈를 통과 한 후 초고속 카메라로 임계값 이상의 픽셀 수를 측정하여 용융 풀의 크 기를 측정하고 알고리즘의 입력 데이터, 최종 부품의 밀도를 측정 하여 출력 데이터로 학습하였다. 결과적으로 용융 풀의 이미지를 기반으로 금속 3D 프린팅이 잘되는지를 높은 정확도로 확인할 수 있었다<sup>[5]</sup>.

Scime의 연구팀은 분말 적층면에서 발생하는 결함의 상태를 확인 하고 카메라를 이용하여 적층면 전체의 실시간 모니터링(Fig. 1) 실험데이터를 기반으로 Multi scale convolutional neural network (MsCNN), Back of words (BoW), CNN 알고리즘을 학습시키고,



Fig. 1 Defect in the middle layer of powder bed fusion of the metal 3D printing process<sup>[6]</sup>



Fig. 2 Demonstration of porosity prediction process using supervised machine learning<sup>[9]</sup>

분류 성능을 평가하였다.

결과적으로 MsCNN이 다른 알고리즘보다 높은 정확도로 결함 을 분류하였다<sup>[6]</sup>. 그리고 레이저를 이용한 PBF 공정에서 발생하는 결함의 크기는 용융 풀의 크기와 유지시간(time scale)과 관련이 있으며, 이를 가시광선 영역에서 촬영이 가능한 초고속카메라를 이용하여 Inconel 718 소재의 용융 풀의 형태를 분석할 수 있는 실험을 진행하였다. 또한 실시간으로 용융 풀의 이미지를 분류하 기 위하여 비지도 기계학습을 적용하였다<sup>[7]</sup>. 후속 연구에서는 실시 간(in-situ) 모니터링을 통하여 실시간으로 PBF 공정을 자동 분석 하고 제어하는 시스템을 개발하였다. 이상(anomalies) 검출 및 분 류는 이전연구와 같이 비지도 기계학습 알고리즘을 적용하였으며, 이러한 결함 검출 프로세스의 유용성을 실험적으로 입증하였다<sup>[8]</sup>.

Khanzadeh의 연구팀은 melting pool의 특징과 결함이 발생하는 인과관계를 조사하는 것을 목표로 연구를 진행하였다. Fig. 2와 같이 thermal monitoring 시스템을 사용하여 melting pool signal 을 측정하고, 이를 pore의 라벨로 사용하고 x-ray tomography를 이용하여 검증하였다. 다수의 지도 학습 알고리즘(Decision tree, K-nearest Neighbor (KNN), Support vector machine (SVM), Linear discrimination analysis (LDA), Quadratic discriminant analysis (QDA))을 적용하고 성능을 평가하였으며, 결과적으로 KNN이 98.44%의 높은 분류 정확도를 보였다. 반면 Decision tree는 일반적인 melting pool을 pore로 오인하는 확률이 0.03% 로 가장 낮은 것을 확인하였다. 그리고 일반적인 지도학습보다 형 태학적 모델이 결합된 지도학습에서 비정상 용융풀을 예측하는데 약 250% 나은 성능을 확인하였다<sup>[9]</sup>. 후속 연구에서는 열화상 이미 지를 기반으로 이상 신호를 검출하는 방안을 사용하고 있으며, 모니 터링으로 정의된 이상 분포를 기반으로 공정을 변경하는 statistical process control (SPC) 접근 방법을 개발하였다<sup>[10]</sup>.

# 2. 본 론

## 2.1 연구 방법

금속 3D 프린팅은 산업계의 적용분야에 따라서 판단 기준을 확 립하고 process-structure-property의 관계를 이해하는 것이 가장 중요하다. 특히, 빠른 응고(solidification) 속도로 인하여 탈출하지 못한 가스(entrapped gas), 분말의 불완전한 용융(incomplete powder melting), 용융 부족(lack of fusion)<sup>[11,12]</sup>으로 야기되는 기공이 가장 주요한 end part의 품질 문제이다. 서론에서 설명한 연구사례들을 종합하면 다양한 측정 방안을 이용하여 실시간으로 용융 풀의 특정 signal을 모니터링하여 결함 발생여부의 기본 데이 터로 활용한다.

그리고 이를 기계학습<sup>[13]</sup> 및 심층학습 알고리즘의 학습 및 검증 데이터로 활용하여 결함을 정확하게 분류해내는데 초점을 맞추고 있다. 결국 실시간 결함 검출 성능의 관점에서는 정확한 모니터링 방법을 적용하고, 빠르고 성능이 우수한 알고리즘으로 분석하는 것이 핵심이다.

따라서 본 연구에서는 금속 3D 프린팅 공정에서 결함을 찾기 위하여 금속 시편단위의 초고속카메라와 포토다이오드의 melting pool tomography (MPT) 데이터를 3D computed tomography (3D CT)와 재료적인 단면 분석과 비교하여 결함 검출 성능을 평 가하고자 한다. 또한 이를 자율주행에 주로 사용하고 있는 사물 인지 알고리즘으로 실시간 영상 또는 면 단위의 사진에서 빠른 속도 와 높은 정확도로 결함을 검출할 수 있는 전략을 제시하고자 한다.

#### 2.2 용융풀의 초고속카메라 분석

초고속 카메라를 이용한 MPT는 레이저 초점의 이동을 추종하며 용융 풀 크기를 측정한다. 이를 통하여 결함을 찾을 수 있으며 존재 하지 않는 안정적인 수치를 벗어나는 좌표에서 이상(anomalies)을 감지하고 정량화 할 수 있다. 즉, 촬영한 이미지에서 용융 풀 크기는 밝기 임계값 이상의 픽셀의 개수로 크기를 정의한다.

측정에는 MetalSys MPT (WINFORSYS Co., Ltd) 장비를 사용하였으며 PBF 방식 3D 프린터의 레이저 동축에 3000 fps의 속도로 melting pool을 실시간 촬영이 가능하도록 시스템을 구성 하였다. 시편은 Fig. 3과 같이 직경 15 mm에 높이 10 mm의 원기 등을 모델링하였으며, 프린팅 후 하부 plate로부터 분리가 용이하 도록 원뿔 형태의 support를 추가 하였다. 3D 프린팅은 비교적 높은 출력 260 W와 빠른 조사속도인 90 mm/s로 실험하여 빠른 응고속도로 인하여 가스가 탈출하지 못하거나 용융부족으로 인한



Fig. 3 3D printing specimens for MPT validation



(a) 8.86 mm depth from the side



(b) 9.65 mm height from the bottom Fig. 4 Porosity ratio of Fe alloy specimen

내부 기공과 같은 결함이 더욱 많이 형성되도록 조건을 선정하였 다. 3D CT는 phoenix v|tome|x s (Jive Solutions) 모델로 측정하 였으며, 시편의 거치가 편리하도록 3D 프린팅 공정의 마지막 layer를 바닥면으로 뒤집어서 촬영하였다. 또한 CT 후처리 프로그 램을 이용하여 Fig. 4(a), (b)와 같은 영역(높이 1.5 mm, 체적 267.14 mm<sup>3</sup>)에서 21.72 mm<sup>3</sup>의 기공이 존재하여 기공률은 7.52% 로 분석되었다.

또한 CT 분석과 기공 결함을 비교를 위하여 시편의 단면분석을



(a) Cross-section



(b) 3D CT Fig. 5 Defect analysis at 2.2 mm height of Fe alloy specimen



Fig. 6 Melting pool tomography at the 406 layer by high speed camera image (The number of pixels is the size of the melting pool)

수행하였다. 시편을 3 μm 다이아몬드 페이스트를 이용하는 수준 까지 폴리싱하고 BX53M (Olympus Co., Ltd) 광학 현미경을 이 용하여 단면을 촬영하였다. 50배율 렌즈와 스티칭 기능을 이용하 여 Fig. 5(a)와 같이 이미지를 병합하였으며, 동일한 layer의 CT인 Fig. 5(b)와 비교분석하였다. 기본적으로 많은 결함을 유발하는 조 건으로 시편을 제작하였기 때문에 매우 많은 기공 결함이 존재하 는 것을 현미경 이미지에서 확인할 수 있다. 이를 기준으로 동일한 CT layer를 찾아보았으나 결함이 많고, 더불어 CT에서 노이즈가 발생되어 결함의 분포가 완전히 동일한 Layer를 찾을 수 없었다. 또한 고르지 못한 바닥면으로 인하여 약 1.6° 기울어진 상태로 측 정된 CT 데이터로 인하여 단면 이미지와 동일한 결함의 분포를 찾기가 더욱 어려웠다.

초고속 촬영 이미지 분석을 통하여 획득한 용융 풀 크기는 Fig. 6과 같다. 픽셀 수가 250 이상일 경우 결함이 발생하지 않을 확률 이 매우 높다. 반면 Fig. 7에서 250 이하의 용융 풀 크기를 단면 현미경 이미지와 중첩하면 많은 결함들이 검출된다. 즉, 인접 분말 간의 용융 결합하고, 가스가 탈출하는 충분한 시간을 확보하는데 한계가 있는 용융 풀을 형성하는 것으로 분석된다. 이를 이용하여 높은 확률로 결함을 찾을 수 있었지만, 반복되는 적층 공정의 특성 상 이전 layer에서 이미 생성된 결함으로 MPT 데이터와의 비교검 증에 한계가 있었다.

이는 단순히 2D 이미지로 분석하는 것으로 결함 여부를 판단하는 것보다 누적되는 layer의 경향을 파악하거나 3D 렌더링<sup>[14]</sup>을 통하여 결함을 분석하는 것이 필요하다. 반면 실제 결함이 없는 곳에서 결함 데이터가 발견되기도 하였다. 무엇보다도 너무 많은 결함이 각각을 비교하는데 어려움으로 작용하였다.

Fig. 5(a)의 단면 이미지, (b)의 3D CT 대비, 밝기, 명암을 이용 하여 노이즈를 제거하고, 외곽 테두리의 진한 부분을 삭제하는 전 처리를 하였다. 이후 이미지 분석 소프트웨어인 Image J를 이용하 여 흑백이미지의 임계값을 적용한 기공율을 분석하였다. 기공율은 단면 이미지에서는 7.09%, 3D CT에서는 7.90%로 분석되었다. 또한 Fig. 7의 250 이하 용융 풀 크기의 픽셀(pixel)의 총합은



Fig. 7 Superimposition of two pictures; cross-section of 3D printing Fe Alloy specimen and melting pool tomography data points less than 250





13,576개이고 시편 단면 전체 넓이인 13,854,423개의 픽셀을 기 준으로 기공율이 9.80%로 분석되었으며, 각 데이터의 비교 그래 프는 Fig. 8과 같다. 용융 풀 크기를 제외하고 앞서 3D CT 후처리 프로그램의 기공율 분석 데이터(Fig. 4)의 7.52%와 매우 유사한 것으로 확인된다.

시편 전체의 기공율이 일정하다고 가정한다면 단면이미지를 기 준으로 CT와 비교에서 약 10% 내외의 오차가 존재하는 것으로 확인된다. 이는 3D CT 분석 이미지에서 결함으로 검출되는 다수 의 노이즈 문제에서 기인한 것으로 판단된다. 추후 측정에서는 설정 값을 조절하여 노이즈를 최소화하는 것이 필요하다. 또한 용융 풀 크기와 오차는 상대적으로 큰 것으로 확인되는데, 이는 중복 측정된 값이 누적되어 기공률이 높게 분석된다. 그럼에도 불구하고 실시간 분석이 가능하여 폭넓은 활용이 가능할 것으로 사료된다.

## 2.3 결함 분석 전략

앞서 소개한 초고속카메라를 이용한 MPT는 용융 풀의 영역을 측 정하여 적층 공정의 건전성을 실시간으로 검사할 수 있는 획기적인 방법이다. 또한 본 논문에서 소개하지는 않았지만 WINFORSYS사 에 따르면 Photodiode를 이용하여 용융 풀에서 발산하는 광량을 측정하는 방법도 있다. 이 또한 실시간 in-situ로 검사할 수 있는 방법으로 초고속카메라와 함께 활용한다면 다각적인 결함 검출을 통하여 최종 부품의 건전성을 평가할 수 있다.

이러한 MPT를 이용하여 검사하는 것도 매우 중요하지만 더 나 아가 실시간 결함 검출을 활용할 수 있는 두 가지 방안을 제시할 수 있다. 첫 번째, 기준치 이상의 결함이 검출되면 최종 부품을 활 용할 수 없기 때문에 공정을 중단하고 다시 프린팅하는 방법이다. 이는 금속 3D 프린팅 공정에서 생산품의 건전성을 제고하고, 불량 품 발생으로 야기되는 소재와 시간의 낭비를 최소화할 수 있는 방 법이다. 두 번째, 실시간 검사가 가능한 점을 활용하여 결함을 찾고 후속 공정을 투입하여 제거할 수 있다. 용융 풀의 크기가 매우 작거 나 광량이 부족하다는 것은 기공 결함으로 이어질 수 있기 때문에 해당 좌표에 레이저를 다시 조사하여 re-melting 하거나 분말을 재분배하고 결함을 덮을 수 있다.

이러한 방안들은 결국 자동화 프로그램을 통하여 결함을 검출하 는 것이 필요하다. 연구사례에서 소개했듯이 다양한 머신러닝 혹은 딥러닝 알고리즘으로 검출하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 기존 의 연구들은 주로 결함으로부터 특성치를 추출(feature extraction) 하고 classification 또는 clustering 알고리즘을 통하여 결함을 분 류하고 정확성을 평가하는데 집중하고 있다. 그러나 최근에 자율 주행에 사용되고 있는 YOLOv3<sup>[15]</sup>와 같은 모델은 빠른 속도와 높 은 정확도로 object detection이 가능하도록 알고리즘을 구현하였 다. 이러한 장점은 anchor box 개념을 도입하여 이미지를 cell 단위 로 분할하여 결함을 찾기 때문에 빠르고, 학습과정에서 정확도의 기준이 되는 total loss를 위치 정확도의 localization loss, 단위 cell 안에 결함의 존재여부 정확도의 confidence loss, 그리고 class 를 정확하게 분류 하였는지의 척도인 classification loss의 3가지 합을 통하여 알고리즘을 학습하기 때문에 높은 정확도를 확보할 수 있다. 또한 검증 과정에서 탐지한 물체에서 실제 결함의 비율인 precision과 실제 결함 중에서 알고리즘이 탐지한 결함의 비율인 recall의 상관관계 그래프인 mean Average Precision (mAP)의 분석 방법을 활용하여 더 정확한 검출 성능 평가가 가능하다.

이러한 모니터링 방안과 결함 검출 알고리즘을 활용한다면 하나 의 Layer를 적층하고 모니터링 데이터 분석 및 결함 검출 프로세 스의 진행에 있어서 10초 내외의 처리로 분석이 가능할 것으로 생 각된다. 이는 금속 3D 프린팅의 최대 장점인 생산성의 저하를 최 소화 하며 우수한 품질의 제품을 생산할 수 있는 기술로 자리매김 할 수 있다.

## 3. 결 론

금속 3D 프린팅은 새로운 생산기술로 주목받고 있으나, 그 이면 에는 해결해야하는 다양한 문제들이 있다. 특히, 용융과 응고의 과 정에서 발생하는 결함은 전통적인 주조 공정이나 절삭공정에서 잔 류하는 결함보다 상대적으로 많은 상황이다. 이러한 문제를 해결 하기 위하여 본 연구에서는 melting pool을 모니터링 할 수 있는 초고속카메라를 이용한 tomography 기술을 소개하였다. 이는 본 문 중간에 간략하게 소개한 photodiode와 함께 melting pool의 이상을 감지하여 응고 이후 발생할 수 있는 탈출하지 못한 가스 (entrapped gas), 분말의 불완전한 용융(incomplete powder melting), 용융 부족(lack of fusion)의 결함을 찾을 수 있는 가능 성을 확인하였다. 또한 이를 최신 object detection 알고리즘인 YOLO 모델과 결합한다면 실시간 검사를 통하여 일정 수치 이상 의 결함이 예측되면 공정을 중단하거나 후속공정을 투입하여 결함 을 제거할 수 있다. 이후 공정을 완료하여 주조 혹은 절삭 공정으로 생산되는 부품 수준의 건전성을 확보할 수 있을 것으로 판단된다. 결과적으로 금속 3D 프린팅의 Line by line, Layer upon layer의 분절화된 공정의 장점을 극대화하여 각 단계 별 공정 모니터링을 하고, 결함을 제거하는 전략을 제시하였다.

# 후 기

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원 (KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(No. 2020641 0100080).

### References

- [1] Ngo, T. D., Kashani, A., Imbalzanoa, G., Nguyen, K. T. Q., Hui, D., 2018, Additive Manufacturing (3D printing): A Review of Materials, Methods, Applications and Challenges, Compos. Pt. B-Eng., 143:15 172-196, https://doi.org/10.1016/j.composi tesb.2018.02.012.
- [2] Grasso, M., Colosimo, B. M., 2017, Process Defects and in Situ Monitoring Methods in Metal Powder Bed Fusion: A Review, Meas. Sci. Technol., 28:4 044005, https://doi.org/10.1088/ 1361-6501/aa5c4f.
- [3] Liu, S., Shin, Y. C., 2019, Additive Manufacturing of Ti6Al4V Alloy: A Review, Mater. Des., 164:15 107552, https://doi.org/10.1016/j.matdes.2018.107552.
- [4] Desktop Metal, n.d., viewd 10 February 2020, <https://www. desktopmetal.com >.
- [5] Kwon, O., Kim, H. G., Ham, M. J., Kim, W., Kim, G. H., Cho, J. H., Kim, N. I., Kim, K., 2018, A Deep Neural Network for Classification of Melt-pool Images in Metal Additive Manufacturing, J. Intell. Manuf., 31 375-386, https://doi.org/ 10.1007/s10845-018-1451-6.
- [6] Scime, L., Beuth, J., 2018, A Multi-scale Convolutional Neural Network for Autonomous Anomaly Detection and Classification in a Laser Powder Bed Fusion Additive Manufacturing Process, Addit. Manuf., 24 273-286, https://doi. org/10.1016/j.addma.2018.09.034.
- [7] Scime, L., Beuth, J., 2019, Using Machine Learning to Identify In-situ Melt Pool Signatures Indicative of Flaw Formation in a Laser Powder Bed Fusion Additive Manufacturing Process,

Addit. Manuf., 25 151-165, https://doi.org/10.1016/j.addma. 2018.11.010.

- [8] Scime, L., Beuth, J., 2018, Anomaly Detection and Classification in a Laser Powder Bed Additive Manufacturing Process using a Trained Computer Vision Algorithm, Addit. Manuf., 19 114-126, https://doi.org/10.1016/j.addma.2017. 11.009.
- [9] Khanzadeh, M., Chowdhury, S., Marufuzzaman, M., Tschopp, M. A., Bian, L., 2018, Porosity Prediction: Supervised-learning of Thermal History for Direct Laser Deposition, J. Manuf. Syst., 47 69-82, https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.04.001.
- [10] Khanzadeh, M., Tian, W., Yadollahi, A., Doude, H. R., Tschopp, M. A., Bian, L., 2018, Dual Process Monitoring of Metal-based Additive Manufacturing using Tensor Decomposition of Thermal Image Streams, Addit. Manuf., 23 443-456, https://doi.org/10.1016/j.addma.2018.08.014.
- [11] Thompson, S. M., Bian, L., Shamsaei, N., Yadollahi, A., 2015, An Overview of Direct Laser Deposition for Additive Manufacturing; Part I: Transport Phenomena, Modeling and Diagnostics, Addit. Manuf., 8 36-62, https://doi.org/10. 1016/j.addma.2015.07.001.
- [12] Shamsaei, N., Yadollahi, A., Bian, L., Thompson, S. M., 2015, An Overview of Direct Laser Deposition for Additive Manufacturing; Part II: Mechanical Behavior, Process Parameter Optimization and Control, Addit. Manuf., 8 12-35, https://doi.org/10.1016/j.addma.2015.07.002.
- [13] Qi, X., Chen, G., Li, Y., Cheng, X., Li, C., 2019, Applying Neural-Network-Based Machine Learning to Additive Manufacturing: Current Applications, Challenges, and Future Perspectives, Engineering, 5:4 721-729, https://doi.org/ 10.1016/j.eng.2019.04.012.
- [14] King, W. E., Barth, H. D., Castillo, V. M., Gallegos, G. F., Gibbs, J. W., Hahn, D. E., Kamath, C., Rubenchik, A. M., 2014, Observation of Keyhole-mode Laser Melting in Laser Powder-bed Fusion Additive manufacturing, J. Mater. Process. Technol., 214:12 2915-2925, https://doi.org/10.1016/j.jmat protec.2014.06.005.
- [15] Redmon, J., Farhadi, A., 2018, viewd 12 March 2020, YOLOv3: An Incremental Improvement, <a href="https://arxiv.org/abs/1804.02767">https://arxiv.org/abs/1804.02767</a>>.



## Byungjoo Choi

Postdoctoral researcher in Department of Mechanical Engineering, Ajou University. His research interest is Metal 3D printing with Manufacturing machine design and material analysis.

E-mail: dasom@ajou.ac.kr



# Jaeyoung Yang

B.Sc. candidate in the Department of Mechanical Engineering, Ajou University. His research interest is Precision machine design and control.

E-mail: yang950805@ajou.ac.kr



# Moongu Lee

Professor in the Department of Mechanical Engineering, Ajou University. His research interest is design and control of precision system control.

E-mail: moongulee@ajou.ac.kr



## Yongho Jeon

Professor in the Department of Mechanical Engineering, Ajou University. His research interest is Novel manufacturing processes. E-mail: princaps@ajou.ac.kr