

Construction of Equipment Dataset and Model Design for SLA-based 3D Printing Process Optimization

SLA 3D 프린팅 공정 최적화를 위한 설비 데이터 구축 및 모델 설계

Tae-Hoon Lim · Hwa-Seon Shin · Cheol-Woo Ha · Hye-In Lee

임태훈* · 신화선* · 하철우** · 이혜인†

Abstract

This paper describes training data construction and analysis for developing a process-optimized artificial intelligence model to minimize errors occurring during the SLA-based additive manufacturing process. The photocurable resin molding method is a way in which UV lasers are irradiated into a tank containing liquid resin, solidified and stacked layer by layer, and like other additive manufacturing methods, there is an error in output deformation. However, due to the opaque resin, it is more difficult to check the error pattern than other method printer. In this study, to detect these error patterns, collecting data system in the actual process was established for sensor data, image data, and thermal image data and a study on data analysis was conducted.

Key Words

Machine Learning, Deep Learning, Addictive Manufacturing, SLA, 3DPrinter

1. 서론

3D 프린터는 전기 융복합 설비로서 최근 전자기기를 포함한 다양한 제조 분야에서 혁신적인 디지털 제조 기술로 주목 받고 있다. 특히 SLA방식 3D프린터는 매우 정교하고 세밀한 출력이 가능하여 반도체, 전자기기 등 복잡한 전기 소자 및 부품을 더욱 효율적으로 제작할 수 있다. 또한 다양한 소재를 활용할 수 있어 전기 제품의 경량화 및 최적화에 기여하며 핵심 기술 중 하나로 부상하고 있다.

1.1 3D 프린터 기술 동향

3D 프린팅은 복잡한 3차원 구조물을 한 층씩 쌓아 출력하는 기술로 디지털로 설계된 3D 모델 파일을 통해 제품 생산이 가능하다. 최근 컴퓨터 기반 디자인과 시뮬레이션 기술 발전으로 자동차, 항공, 우주, 국방 분야에서 단종 부품과 시제품 제작에 3D 프린팅 기술이 활발히 활용되고 있다. 전자기기 및 의료 분야에서도 정밀 제조, 개인 맞춤형 디자인 구현에 있어 3D 프린

팅 기술 적용이 확대되고 있으며 다품종 소량생산을 요구하는 시장에 즉각적인 대응이 가능하여 혁신 제조 기술 중 하나로 자리 잡았다.

1987년 3D Systems社에서 최초로 광조형장치(Stereo Lithography Apparatus, SLA)를 개발하여 판매하기 시작한 이래로 3D 프린팅 산업은 빠른 속도로 발전하고 있다[1]. 한국은 1990년대 초반에서부터 관심을 가지고 산업체와 학계에서 기술을 벤치마킹하거나 연구하기 시작하였으나, 해당 시기에는 3D 프린팅 기술을 적용할 수 있는 주요 범위가 시제품 제작에 한정되어 있어 크게 발전하지 못하였다[2]. 이후 2010년 중반 항공엔진을 생산하는 GE社에서 3D 프린팅 기술로 LEAP 엔진 노즐 출력에 성공하며 미국 알리바마주 앨번에 대량 생산 공장을 설립함으로써 엔진의 효율성 향상과 동시에 생산성 향상을 이루며 주목을 받았다[3]. 이 사건을 계기로 3D 프린팅 기술은 제조 분야의 핵심기술로 다시 관심을 받으며 국내에서도 이 기술의 중요성을 다시 인식하고 재도약하는 계기가 되었다.

국내에서 많은 연구가 이루어지고 있다는 것은 학술대회의

* Intelligence Integrated SW Research Center, Korea Electronics Technology Institute, Korea.
E-mail: lth9029@keti.re.kr

<https://orcid.org/0009-0000-4903-7400>

** Intelligence Integrated SW Research Center, Korea Electronics Technology Institute, Korea.
<https://orcid.org/0009-0009-3586-8487>

† 3D Printing Manufacturing Innovation Center, Korea Institute of Industrial Technology, Korea.
<https://orcid.org/0000-0003-3264-1219>

Intelligence Integrated SW Research Center, Korea Electronics Technology Institute, Korea.
<https://orcid.org/0009-0001-6860-499X>

Received: Dec. 05, 2023 Revised: Jan. 10, 2024 Accepted: Mar. 06, 2024

Copyright © The Korean Institute of Electrical Engineers

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

발표로 보아 분명하지만 그 수량과 주요 관심분야를 구체적으로 조사한 연구 보고는 드물다. 특히 소프트웨어 및 인공지능 개발 연구는 모든 공학 분야에서 비약적으로 증가하고 있음에도 불구하고 3D 프린팅 접목된 연구는 찾아보기 어렵다[2]. 본 연구에서는 3D 프린팅 장비에 여러 센서들을 부착하여 전기 융복합 설비를 구축하고 해당 설비에서 발생하는 데이터들을 활용하여 공정 최적화를 위한 지능화 기반을 마련하고자 하였다. 이를 위해 데이터 수집체계를 구축하여 학습데이터를 확보하였으며 학습 모델 설계에 관한 연구를 진행하였다.

1.2 SLA방식 3D 프린터 동작 방식

SLA방식 3D 프린터는 레진(광경화성 수지)을 수조에 담아 UV레이저를 이용하여 경화, 적층하는 방식으로 정교하고 복잡한 형상의 고해상도 모델을 출력할 때 우수한 성능을 보인다. 최근에는 양산을 위한 대용량 고속처리 제조기술로도 개발이 많이 진행되고 있다.

SLA방식처럼 수조를 이용한 프린팅에는 두 가지 종류가 있다. 레이저를 아래에서 조사(照射)하여 출력물이 위에서부터 적층되는 Top-Down방식과 레이저를 위에서 조사하여 출력물이 아래에서부터 적층되는 Bottom-Up방식이 있으며 본 연구에서는 Bottom-Up방식의 프린터를 활용하였다.

세부 동작 과정은 레진이 담긴 수조 위를 레이저로 조사하여 표면의 일정 두께를 경화시키면 빌드 플랫폼이 경화된 두께만큼 수조 아래 방향으로 내려간다. 이후 리코터(Recoater)라는 얇은 판이 움직이며 레진을 다시 균일하게 펴주고 버블을 제거하는 기능을 한다. 이를 리코팅이라고 하며 리코팅 후 다시 레이저를 조사하며 위 과정을 반복한다. <그림1>은 Bottom-Up방식의 SLA 3D 프린터 동작과정을 나타낸 그림이다.

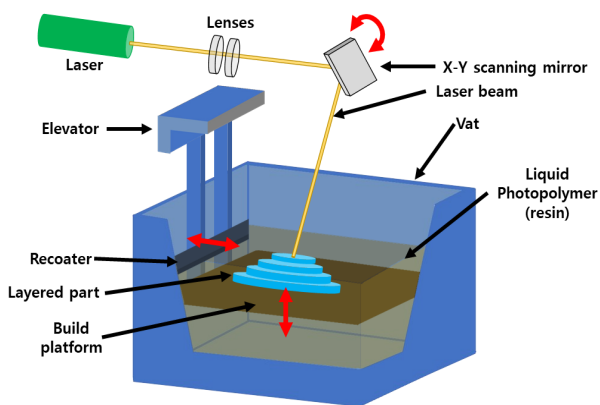


그림 1 SLA 3D 프린터 동작 과정

Fig. 1 SLA 3D Printer building operation process

위 과정에서 모든 층이 문제없이 적층 되면 출력이 성공적으로 완료된다. 그러나 공정 과정에서 수지의 경화량 정도와 구조물의 열 분포 차이로 인한 잔류응력이 발생할 수 있다. 잔류응력이란 적층제조 과정에서 발생하는 보편적인 문제로 내부

온도 차이 또는 수지가 경화될 때 수축되는 정도가 달라 생기는 내부 응력을 말한다. 이러한 잔류응력이 축적되면 출력물 변형이 발생하여 완성도가 떨어지고 심한 경우 출력물이 빌드 플랫폼에서 이탈하여 장비가 손상될 수 있다. 본 연구에서는 잔류응력 외에도 SLA방식 적층 공정에서 발생하는 몇 가지 오류 원인을 분석하고 이러한 오류를 탐지하기 위해 데이터 수집 체계를 구축하였다.

1.3 공정 문제 정의 및 분류

본 논문에서는 SLA 방식 적층 공정과정에서 발생하는 오류를 크게 경화 불량과 열 변형 두 가지로 분류하였다. 경화 불량 현상으로는 경화가 안 되거나 덜 되는 미경화와, 경화가 필요한 수준보다 많이 되는 과경화 있다. 경화가 최적으로 일어나려면 일정한 코팅 두께와 레이저의 적절한 에너지양을 유지하여야 한다. 코팅 두께를 일정하게 유지하는 것은 SLA방식에서 매우 중요한 요소 중 하나로, 앞서 서술했듯이 리코팅 과정을 통해 레진을 균일하게 펴주고 일정한 두께를 유지한다. 레진의 수위를 측정된 값을 레벨링이라고 하며 레벨링 측정값이 항상 일정해야 매 레이어마다 균일한 경화량을 유지할 수 있다.

리코팅 과정이 올바르게 이루어지지 않을 경우 레벨링 문제 외에도 버블(거품) 문제가 발생할 수 있다. 버블은 레이저의 굴절과 반사를 발생시키기 때문에 정상적인 경화를 방해하여 출력 오류를 초래하는 치명적 요인이다. 그 외에도 온도에 따라 레진의 점도가 달라지면서 레진이 균일하게 퍼지지 않아 경화 불량 문제가 발생할 수 있으며 이러한 경화불량 요인들이 축적되면 출력물이 휘어지는 Warping 현상이 발생하거나 레이어가 적층되지 않고 떨어져 나오는 Delamination 현상이 발생한다[4].

두 번째는 내부 열 쏠림 현상으로 인한 출력물 변형 문제이다. 파트 내에서 열 분포 차이가 발생하면 열팽창과 수축에 의해 잔류응력이 발생하게 된다. 이렇게 생성된 잔류응력은 앞서 서술했듯이 소재 전체의 변형과 뒤틀림에 의한 균열을 일으킨다[5]. 잔류응력은 3D프린팅 기술에서 공정 실패를 야기하는 대표적인 원인 중 하나로 Warping 현상과 심한 경우 균열로 인해 출력물이 분열되어 장비를 손상을 초래할 수 있다. 만약 이러한 열 분포로 인한 잔류응력을 공정 중에 실시간으로 확인하고 변형을 예측할 수 있다면 출력 실패를 미연에 방지하고 후처리 공정의 축소나 제품의 정밀도 등을 크게 향상시킬 수 있을 것이다.

2. 본 론

앞서 말한 경화와 열 변형에 의한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 공정 데이터 수집과 학습 모델 설계에 대해 서술한다. 본 연구에서는 크게 세 가지 파트로 나누어 데이터 수집과 분석을 진행하였다. ①비전 이미지 데이터, ②열화상 이미지 데이터, ③센서 로그 데이터이며 각 데이터 종류별 수집 방법

과 분석 내용은 다음과 같다.

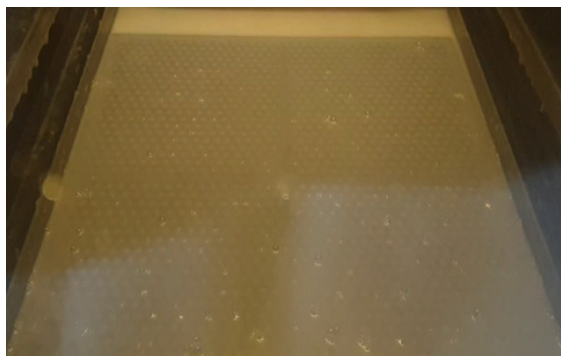
2.1 비전 이미지 데이터 수집 및 분석

본래 이미지 데이터는 적층되고 있는 파트를 직관적으로 관찰할 수 있지만, SLA방식에선 불투명한 레진의 색상으로 인해 수조안에 담긴 파트의 변형을 관측하기 힘들다. 그러나 SLA방식의 또 다른 오류 요소인 버블 관측이 가능하기 때문에 3D 프린터 장비에 비전 카메라를 설치하여 이미지 데이터를 수집하도록 하였다.

리코팅 후에도 제거되지 않고 남아있는 작은 버블들은 레이저의 굴절과 반사를 야기하여 균일한 경화를 방해하고 출력물의 완성도를 떨어뜨리는 요인이다. 따라서 본 연구에서는 리코팅 후 이미지를 캡처하여 버블의 유무를 관측할 수 있는 학습 데이터를 확보하였다. <그림2>는 SLA 3D 프린터 공정과정 중 비전 카메라를 이용해 수집한 이미지데이터로 리코팅이 정상적으로 이루어져 버블이 발생하지 않은 정상 이미지와 버블이 탐지된 비정상 이미지를 비교하기 위한 자료이다. 버블 검출 이미지를 살펴보면 크진 않지만 쉽게 알아볼 수 있을 정도로 특징이 뚜렷하여 기계학습이 충분히 가능할 것으로 예상되며 한 장의 이미지에 다수의 버블이 발생한 것을 확인하였다.



(a) Normal Image (Bubble not detected)



(b) Abnormal Image (Bubble detected)

그림 2 SLA 공정과정에서 수집한 비전 이미지
Fig. 2 Vision image data during building process of SLA 3D printer

2.2 비전 이미지 기반 버블 탐지 모델 설계

본 연구에서는 객체 탐지(Object Detection) 딥러닝 모델을 활용한 비전이미지 학습 체계를 구축하였다. <그림2>의 버블 검

출 이미지를 살펴보면 한 이미지에 다수의 버블이 존재하기 때문에 단순 분류 알고리즘 보다 객체 인식 알고리즘이 정확도가 높을 것으로 판단하였다. 먼저 비전 카메라를 통해 수집한 이미지 데이터는 학습의 성능을 높이기 위해 레진표면을 제외한 불필요 부분을 제거하고 영상처리기술을 이용해 원근 왜곡 보정(Perspective Correction)을 진행한다.

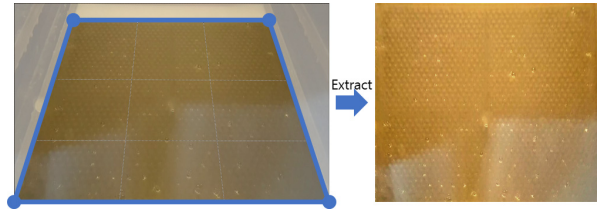


그림 3 학습을 위한 비전 이미지 데이터 전처리
Fig. 3 Pre-processing of vision images for learning

보정이 끝난 이미지 데이터는 레이블링 작업을 통해 학습데이터로 정제된다. 레이블링이란 객체(버블)의 클래스와 바운딩 박스를 지정하는 작업으로 객체 탐지 모델을 활용하기 위해 반드시 수행되어야 할 과정이다. 객체 인식 모델에는 YOLO(You Only Look Once)와 Faster R-CNN(Region-Convolutional Neural Network) 이라는 두 가지 주요 모델이 존재하는데, 본 연구에선 높은 정확도를 유지하면서도 빠른 성능으로 인해 실시간 응용분야에서 주로 사용되는 YOLO 모델을 활용하였다.

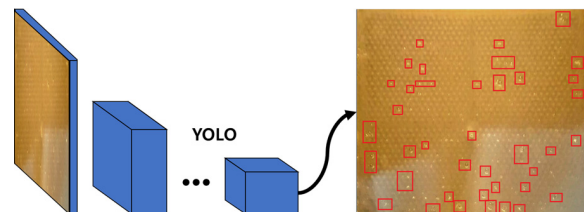


그림 4 YOLO 기반 버블 탐지 모델 설계
Fig. 4 Design of bubble Detection Model Using YOLO

YOLO 알고리즘은 입력 영상을 격자로 분할하여 신경망에 한 번의 순방향 패스로 전체 영상에 대한 객체 검출을 수행하는 방법을 사용하며, 각 그리드 셀에 대해 여러 경계 상자와 클래스 확률을 동시에 예측한다. 이러한 검출 메커니즘은 또 다른 객체 탐지 알고리즘인 Faster R-CNN에 비해 정확도는 다소 떨어지더라도 학습 및 탐지 속도가 월등히 우수하다[6]. 공정 중 실시간으로 버블을 탐지하기 위해서는 리코팅 후 다음 리코팅이 일어나기 전까지 신속하게 기능을 수행해야 하기 때문에 연산속도가 매우 중요하다. Faster R-CNN은 YOLO보다 정확도는 조금 높지만 속도가 현저히 느리기 때문에 실시간으로 탐지해야 하는 3D 프린팅 공정에는 부적합하다고 판단하였으며 이 이미지에서 버블의 특징이 뚜렷하게 나타나기 때문에 신경망이 복잡하지 않아도 충분한 학습 성능이 나타날 것으로 판단하였다. 실제 YOLO를 활용하여 결합 탐지 모델을 구축한 사례를

어렵지 않게 찾아볼 수 있으며 한 연구에서는 실시간 결함 탐지 모델로 YOLO를 활용하여 95%이상의 정확도를 보이며 성공적인 결과를 도출한 사례도 존재한다[7]. 따라서 실시간으로 객체(버블)을 탐지해야 하는 3D 프린팅 공정에서는 성능도 보장되며 속도가 월등한 YOLO 알고리즘이 적합하다고 판단하였다.

2.3 열화상 이미지 데이터 수집 및 분석

열화상 데이터는 불투명한 레진의 열 분포와 경화량을 가장 직관적으로 관찰할 수 있는 데이터다. 레진은 경화될 때 빛과 열이 발생하는데 경화량이 많을수록 더 많은 빛과 열이 발생한다[8]. 따라서 3D 프린터에 열화상 카메라를 설치하여 관측된 이미지를 통해 구조물의 열 분포와 레진의 경화성을 추정 가능하다고 보았다.

본 연구에서는 시편 25개를 각 다른 공정조건을 통해 열 배출의 정도를 다르게 설계하였고 해당 시편들의 출력과정을 열화상 카메라로 촬영하였다. <표 1>은 이 과정에서 촬영된 열화상 영상을 리코팅 전과 후로 프레임을 추출하여 비교한 자료이다. 리코터의 진행방향은 위에서 아래이며 해당 자료를 보면 리코팅 후 레진의 열이 아래로 퍼지는 것을 확인할 수 있다. 리코팅 전과 후로 분류한 이유는 각 시편들의 레이어 당 열 변화 기울기를 확인하기 위함이며 공정 초기와 후기로 분류한 것은 열이 축적된 것을 확인하기 위함이다.

표 1 SLA 공정 과정에서 수집한 열화상 이미지 비교

Table 1 Compare thermal images during building process of SLA 3D printer

	Before Recoating	After Recoating
process early		
process late		

<표 1>을 보면 공정 후기에 열이 누적된 것을 관찰할 수 있으며 리코터 진행 방향을 따라 레진이 퍼지면서 경화된 면적과 관계없이 레진 표면의 온도 및 경화성이 달라질 수 있음을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 리코팅 전과 후로 한 장씩 이미지를 캡처하여 학습 데이터를 구축하였고 이를 통해 열 분포 예측과 경화된 면적의 출력물 변형 예측이 가능할 것으로 판단하였다.

2.4 열화상 이미지 기반 출력물 변형 감지 모델 설계

열 시퀀스 데이터에 존재하는 특정한 열 분포 과정을 분석하기 위해 LSTM(Long Short-Term Memory) 네트워크와 합성곱 신경망(CNN)을 활용한 학습 모델을 설계하였다. LSTM은 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)의 한 종류로 시계열 데이터와 같이 순차적인 패턴을 갖는 시퀀스 데이터 모델링에서 우수한 성능을 발휘한다. <그림 5>는 망각, 입력, 출력 등의 특수한 게이트를 포함한 LSTM 신경망의 구조를 나타낸 그림이다.

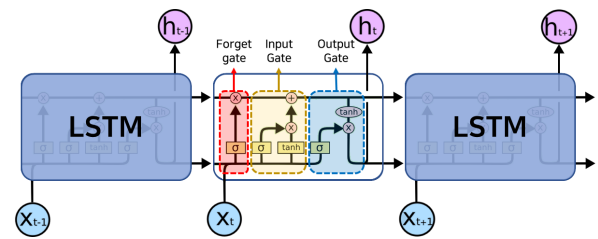


그림 5 LSTM 구조
Fig. 5 LSTM-Architecture

기존의 RNN과 다른 점은 입력, 망각, 출력 등의 특수한 게이트를 갖추어 필수 정보는 기억 셀에 더 오래 유지하고 관련 없는 정보는 삭제하며 복잡한 패턴을 학습하는데 효과적이다. 따라서 열 시퀀스 데이터에 존재하는 미묘한 패턴을 포착해 출력물 변형 및 이상을 감지하는 기능에 적합하다고 판단하였다. 비디오 영상에서 사람의 행동 패턴을 포착하거나 의료 영상에서 질병을 판별하는 등 CNN-LSTM을 활용하여 패턴이나 상황을 판별하는 연구사례도 찾아볼 수 있다[9],[10].

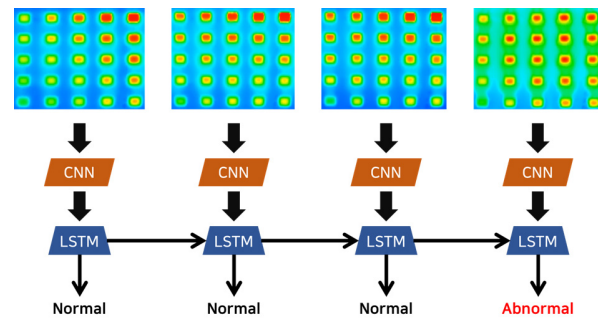


그림 6 CNN-LSTM 기반 비정상 열 변형 감지 모델 설계
Fig. 6 Design of thermal strain detection model using CNN-LSTM deep learning

열화상 카메라를 통해 수집된 이미지는 열 패턴 분석을 위해 비전 이미지와 마찬가지로 크롭(Crop) 및 원근 왜곡 보정 작업을 진행하였다. 이후 레이블링 작업을 통해 학습데이터를 구축하였으며 레이블링은 정상 데이터 Normal과 열 변형으로 인한 비정상 데이터 Abnormal, 두 가지로 분류하였다. 각 열화상 이미지는 CNN을 활용하여 특징을 추출한 후 LSTM에 학습이 되도록 설계하였고 활용 시에는 일정 레이어가 적층된 후 매 레

이어마다 결과가 도출되도록 설계하였다.

2.5 센서 로그 데이터 수집 및 이상 감지 모델 설계

위 두 가지 이미지 데이터 외에도 위치, 온도, 압력, 점도 등 설비 센서로부터 측정된 로그 데이터들을 수집하였다. 그 중 레이어 간 일정한 두께를 유지하기 위해 조정되는 레벨링 측정 값은 모델의 각 부분이 균일하게 경화되어 조형물이 정상적으로 형성될 수 있는지 알 수 있기 때문에 중요한 분석 데이터로 활용될 수 있다.

로그 데이터는 시계열 정보와 레이어 정보가 함께 기록되어 있으며 일반적으로 표 형태의 정형 데이터로 구성되어 있다. 이러한 로그 데이터를 그래프로 시각화 하여 정상적인 출력과 오류가 발생한 출력을 비교하였고 특정 패턴과 임계값을 발견할 수 있었다. 이러한 분석결과를 기반으로 이상 감지 모델 설계를 진행 하였으며 좀 더 정확한 예측과 검증을 위한 활용도 가능할 것으로 기대된다.

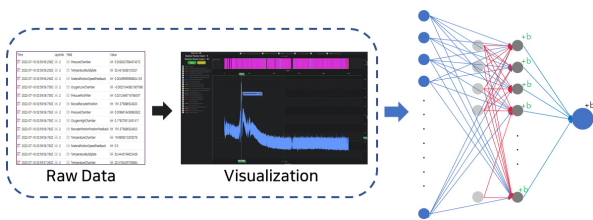


그림 7 센서 데이터 기반 패턴 분석 과정
Fig. 7 Sensor data based pattern analysis flow

설비의 센서들로부터 수집된 로그데이터를 기반으로 공정 중 오류 현상의 이상 패턴을 인식하고 임계값과 비교함으로써 오류 감지가 가능할 것으로 판단하였다. 실제 3D 프린팅 공정에서 수집한 센서 데이터로부터 패턴 인식 기술 연구가 진행된 사례가 존재하며 성공 가능성을 보여주고 있다[11].

2.6 멀티 모달 기반 공정 최적화 모델 설계

앞서 서술한 세 가지 모델(버블탐지 모델, 열 변형 감지 모델, 이상 패턴 감지 모델)을 활용하여 멀티 모달 딥러닝 기반

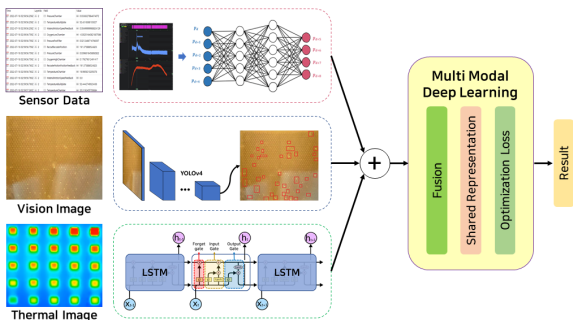


그림 8 멀티 모달 딥러닝 기반 공정 오류 예측 모델 설계
Fig. 8 Design of SLA 3D printer building error predict model using multi-modal deep learning

공정 오류 예측 모델을 설계하였다. 각 모델들은 서로 유기적으로 연동하며 결과들을 합산하고 공정 전반적인 오류 확률을 계산하는 역할을 한다. 해당 모델을 통해 공정 오류를 탐지하고 출력 실패를 미연에 방지함으로써 공정 최적화에 기여할 수 있을 것으로 예상된다.

3. 결론

본 논문에서는 SLA방식 적층 공정 최적화를 위해 비전 이미지 데이터 기반 버블 탐지 모델, 열화상 영상 데이터 기반 열 변형 감지 모델, 센서 로그 데이터 기반 이상패턴 감지 모델을 설계하고 각 모델의 학습 데이터 수집 체계를 구축하였다. 비전 이미지는 레진 표면에 남아있는 버블을 탐지하기 위해 리코팅 후 한 장의 이미지 데이터를 수집하였고 열화상 데이터는 경화된 면적의 열 분포와 출력물의 열 배출 및 축적 정도를 파악하기 위해 리코팅 전, 후로 한 장씩 캡처하여, 레이어 당 총 두 장의 이미지를 수집하였다. 수집된 각 이미지는 학습의 효과를 높이기 위해 크롭 및 원근 왜곡 보정 등 영상처리 과정을 거쳐 정제하였으며, 각 모델에 맞는 레이블링 작업을 통해 학습데이터를 구축하였다. 그 외에도 장비에 부착된 다양한 센서 장비로부터 로그 데이터를 함께 수집하여 이상 감지 패턴 인식 모델을 설계하였고 나머지 두 모델들과 연동하여 공정 최적화를 위한 최종 멀티 모달 딥러닝 모델을 설계하였다. 추후 연구에서는 각 모델의 학습 및 검증을 통해 실 적용에 관한 연구를 진행 예정이다.

Acknowledgements

This study was supported by the ‘Development of 3D printing digital transformation platform technology based on process metadata’ (No. 20026245), which was supported by the Ministry of Trade, Industry and Energy and the Korea Planning & Evaluation Institute of Industrial Technology.

References

- [1] J. W. Choi, H. C. Kim, “3D Printing Technologies - A Review,” Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineers, vol. 14, no. 3, pp. 1-8, June. 2015.
- [2] S. J. Choi, Y. H. Bae, I. H. Lee, and H. C. Kim, “Latest Research Trends of 3D Printing in Korea,” J. Korean Soc. Precis. Eng., vol. 35, no. 9, pp. 829-834, Sep. 2018.
- [3] T. Saracyakupoglu, “The Qualification of the Additively Manufactured Parts in the Aviation Industry,” American Journal of Aerospace Engineering, pp. 1-10, 2019.
- [4] W. S. Park, M. Y. Kim, H. G. Lee, H. S. Cho, and M. C. Leu “In-process layer surface inspection of SLA products,” Proc. SPIE 3517, Intelligent Systems in Design and Manufacturing.

저자소개

pp. 70-79, October. 1998.

- [5] C. H. Jung, M. G. Lee, Y. Jeon, "Metal 3D Printing Simulation through Thermal-structure Coupled Numerical Analysis," J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng. 30, pp. 389-395. 2021.
- [6] Y. H. Lee, Y. S. Kim, "Comparison of CNN and YOLO for Object Detection," Journal of the Semiconductor & Display Technology, vol. 19, no. 1, pp. 85-92, March 2020.
- [7] A. Jiangyun Li, B. Zhenfeng Su, C. Jiahui Geng, Y. Yin "Real-time Detection of Steel Strip Surface Defects Based on Improved YOLO Detection Network," IFAC PapersOnLine Conf. 51-21, 2018.
- [8] X. Y. Lee, S. K. Sahab, S. Sarkara, B. Giera, "Automated detection of part quality during two-photon lithography via deep learning," Additive Manufacturing, vol. 36, 101444, Dec. 2020.
- [9] A. ULLAH, J. AHMAD, K. MUHAMMAD, M. SAJJAD, S. W. BAIK1, "Action Recognition in Video Sequences using Deep Bi-Directional LSTM With CNN Features," IEEE Access, vol. 6, pp. 1155-1166, Nov. 2017.
- [10] I. Shahzadi, T. B. Tang, F. Meriadeau, A. Quyyum, "CNN-LSTM: Cascaded Framework For Brain Tumour Classification," IEEE-EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences, pp. 633-637, Dec. 2018.
- [11] E. Uhlmann, R. P. Pontesa, A. Laghmouchia, A. Bergmann, "Intelligent Pattern Recognition of a SLM Machine Process and Sensor Data," Procedia CIRP, vol. 62, pp. 464-469, 2017.
- [12] T. H. Lim, H. S. Shin, C. W. Ha, H. I. Lee, "Construct Train Data for Developing an SLA-based Additive Manufacturing Process Optimization Learning Model," The transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers, pp.48-48, Sep. 2023.

임태훈 (Tae-Hoon Lim)

He received his B.Sc. degree in Department of Computer Information Science from Korea University, Korea, in 2021. He is currently a researcher at Intelligence Integrated SW Research Center, Intelligent Information R&D Division, Korea Electronics Technology Institute, Korea.

신화선 (Hwa-Seon Shin)

He received his B.Sc. and M.Sc. degree in Department of Electrical and Electronic Engineering from University of Seoul, Korea, in 1998 and 2000. He is currently a principal researcher at Intelligence Integrated SW Research Center, Intelligent Information R&D Division, Korea Electronics Technology Institute, Korea.

하철우 (Cheol-Woo Ha)

He received his B.Sc. degree in Mechanical Engineering from KAIST, Korea, in 2009. He received his M.Sc. and Ph.D. degree in Mechanical Engineering from KAIST, Korea, in 2011 and 2016. He is currently senior Researcher in Korea Institute of Industrial Technology (KITECH).

이혜인 (Hye-In Lee)

She received her B.Sc. degree in Department of Digital Media from Sangmyung University, Korea, in 2014. She received her B.Sc. degree in Department of Computer Science from Sangmyung University, Korea, in 2016. She is currently a junior researcher at Intelligence Integrated SW Research Center, Intelligent Information R&D Division, Korea Electronics Technology Institute, Korea.