



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0055134
(43) 공개일자 2025년04월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

B22F 10/85 (2021.01) B22F 10/28 (2021.01)
B22F 10/36 (2021.01) B22F 12/90 (2021.01)
B33Y 10/00 (2015.01) B33Y 50/02 (2015.01)

(52) CPC특허분류

B22F 10/85 (2021.01)
B22F 10/28 (2023.08)

(21) 출원번호 10-2023-0138568

(22) 출원일자 2023년10월17일

심사청구일자 2023년10월17일

(71) 출원인

경희대학교 산학협력단

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)

(72) 발명자

임주명

경기도 화성시 동탄순환대로19길 59, 2035동 1104호 (목동, 힐스테이트 동탄)

최민호

경기도 수원시 영통구 청명로77번길 15, 101호 (영통동)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

김종선, 이형석

전체 청구항 수 : 총 9 항

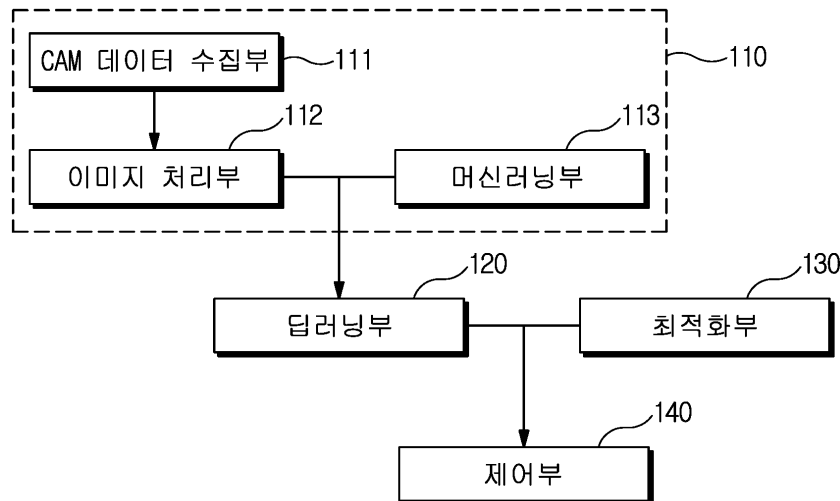
(54) 발명의 명칭 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 데이터 전처리부; 상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 딥러닝부; 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 최적화부; 및 상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 제어부;를 포함하는, 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치 및 방법에 관한 것이다.

한편, 본 발명은 대한민국 정부(MSIT)가 지원하는 정보통신기술기획평가원(IITP)의 지원으로 수행되었다(과제번호:RS-2022-00155911, 연구사업명:인공지능융합혁신인재양성(경희대학교)).

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

B22F 10/36 (2023.08)
B22F 12/90 (2023.08)
B33Y 10/00 (2013.01)
B33Y 50/02 (2013.01)
G06N 3/0442 (2023.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
B22F 2998/10 (2021.08)
Y02P 10/25 (2020.08)

(72) 발명자

임정훈

경기도 용인시 기흥구 서그내로 23-6, 301호 (서천동)

조은지

서울특별시 광진구 아차산로 522, 802동 2105호 (광장동, 현대아파트)

류지원

대구광역시 중구 재마루길 77, 111동 1106호 (남산동, 남산롯데캐슬 센트럴스카이)

박정민

경기도 수원시 영통구 영통로90번길 4-27, 117동 1404호 (망포동, 늘푸른 벽산아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711179316
과제번호	00155911
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능융합혁신인재양성
연구과제명	인공지능융합혁신인재양성(경희대학교)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	경희대학교산학협력단
연구기간	2022.07.01 ~ 2025.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 데이터 전처리부;
 상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 딥러닝부;
 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 최적화부; 및
 상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 제어부;를 포함하는, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 2

제 1 항에 있어서,
 상기 멜트풀 예측 장치는 상기 3차원 적층 공정이 수행되기 이전에 멜트풀을 예측하는 것인, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 3

제 1 항에 있어서,
 상기 데이터 전처리부는
 CAM(Computer Aided Manufacturing) 데이터를 수집하는 CAM 데이터 수집부;
 상기 수집된 CAM 데이터를 가공경로 이미지화하는 이미지 처리부; 및
 머신러닝 모델을 활용하여 멜트풀 크기 데이터를 생성하는 머신러닝부;를 포함하는, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 4

제 3 항에 있어서,
 상기 CAM 데이터 수집부는 레이저 세기, 레이저 속도, 가공 경로의 x좌표 및 가공 경로의 y좌표 중 적어도 하나의 데이터를 수집하는 것인, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 5

제 1 항에 있어서,
 상기 딥러닝 모델은 convGRU 및 convLSTM 중 적어도 하나의 모델인, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 6

제 3 항에 있어서,
 상기 머신러닝 모델 학습에 이용되는 데이터는 레이저 세기 및 레이저 속도 중 적어도 하나의 데이터를 포함하는 것인, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 7

제 1 항에 있어서,
 상기 딥러닝부는 멜트풀의 크기 및 멜트풀 피크 발생지점을 예측하는 것인, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 최적화부는 이하의 수학식 1에 따라 도출된 최적 VED(Volumic Energy Density) 값을 이용하여 멜트풀 크기를 최적화하는 것인, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치.

[수학식 1]

$$VED = P/(V \times h \times t)$$

여기서 상기 P는 레이저 세기이고,

상기 V는 레이저 속도이고,

상기 h는 해치 거리(hatch distance)이고,

상기 t는 분말 층 두께이다.

청구항 9

3차원 적층 공정 이전 단계에 있어서,

딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 단계;

상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 단계;

가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 단계; 및

상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 단계;를 포함하는, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치 및 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로 멜트풀이 일정하게 형성된 고품질의 구조물을 제조하기 위한 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 소품종 대량생산 시스템에서, 개인 맞춤형 생산 시스템인 다품종 소량생산 시스템으로의 변화의 도래로 제품의 다양화가 급속하게 증가하고 있다. 제품의 다양화와 맞춤화는 결과적으로 제품의 형상 복잡도를 증가시키고, 기존 가공 방식이었던 절삭가공과 주조방식을 통해 생산하면 복잡도에 따른 가격이 상승하여 경쟁력을 잃을 것이다. 이때, 적층 가공 방식은 제품의 형상 복잡도가 증가하여도 오히려 가격 상승이 일정하거나 가격이 감소하게 된다. 따라서 3D 프린팅이라 알려진 적층 가공, 즉 AM(Additive Manufacturing)이 주목받고 있다.

[0003] 적층 가공에 있어서 가장 핵심적인 쟁점은 품질 문제이다. 적층 가공 방식 중 LPBF(Laser Power Bed Fusion) 방식은 금속 분말에 레이저를 조사하고, 상기 금속 분말이 녹으면서 적층되는 방식이다. 상기 금속 분말이 레이저 조사를 통해 녹으면서 열로 인한 멜트풀(Melt-pool)이 형성될 수 있으며, 직접적인 레이저 조사 이외에도 주변의 열 전달 또는 잔여 열로 또한 멜트풀 형성에 영향을 끼친다. 만일 추가적인 열로 인해 과도하게 멜트풀이 형성되거나 부족한 레이저 출력으로 분말이 제대로 녹지 않는다면 결과적으로 멜트풀 형성이 일정하게 되지 않은 층들이 적층되어 낮은 품질의 제품이 가공될 수 있다.

[0004] 이의 해결을 위해, 기존의 LPBF 방식에서는 적층 기계 안에 카메라를 설치하여 멜트풀 형성 모니터링을 통해 품질 모니터링을 실시해왔다. 하지만 이러한 방식은 가공 중에 이상상태를 발견하더라도 공정을 수정하고 다시 가공하기까지 시간이 소요되며, 이러한 시간 소요는 곧 생산 리드 타임을 증가시켜 공정의 복잡화와 공정 비용의 상승 등의 문제점을 가진다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위해 안출된 것으로서, 본 발명의 목적은 3차원 적층 가공 공정을 수행하기 이전에 멜트풀의 발생을 예측하는 것을 통해 멜트풀이 일정하게 형성된 고품질의 구조물을 제조하기 위한, 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0006] 상술한 목적을 달성하기 위한 수단으로, 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 데이터 전처리부(110); 상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 딥러닝부(120); 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 최적화부(130); 및 상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 제어부(140);를 포함하는, 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치를 개시한다.

[0007] 여기서 상기 멜트풀 예측 장치는 3차원 적층 공정이 수행되기 이전에 멜트풀을 예측하는 것일 수 있다.

[0008] 여기서 상기 데이터 전처리부(110)는 CAM(Computer Aided Manufacturing) 데이터를 수집하는 CAM 데이터 수집부(111); 상기 수집된 CAM 데이터를 이미지화하는 이미지 처리부(112); 및 머신러닝 모델을 활용하여 멜트풀 크기 데이터를 생성하는 머신러닝부(113);를 포함할 수 있다.

[0009] 여기서 상기 CAM 데이터 수집부(111)는 레이저 세기, 레이저 속도, 가공 경로의 x좌표 및 가공 경로의 y좌표 중 적어도 하나의 데이터를 수집할 수 있다.

[0010] 여기서 상기 딥러닝 모델은 convGRU 및 convLSTM 중 적어도 하나의 모델일 수 있다.

[0011] 여기서 상기 머신러닝 모델 학습에 이용되는 데이터는 레이저 세기 및 레이저 속도 중 적어도 하나의 데이터를 포함할 수 있다.

[0012] 여기서 상기 딥러닝부(120)는 멜트풀의 크기 및 멜트풀 피크 발생지점을 예측할 수 있다.

[0013] 여기서 상기 최적화부(130)는 이하의 수학적 식 1에 따라 도출된 최적 VED(Volumic Energy Density) 값을 이용하여 멜트풀 크기를 최적화할 수 있다.

[0014] [수학적 식 1]

[0015] $VED = P / (V \times h \times t)$

[0016] 여기서 상기 P는 레이저 세기이고, 상기 V는 레이저 속도이고, 상기 h는 해치 거리(hatch distance)이고, 상기 t는 분말 층 두께이다.

[0017] 또한 본 발명은 상술한 목적을 달성하기 위한 수단으로 3차원 적층 공정 이전 단계에 있어서, 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 단계; 상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 단계; 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 단계; 및 상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 단계;를 포함하는, 3차원 적층 가공 방법을 개시한다.

발명의 효과

[0018] 본 발명에 따른 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치는 3차원 적층 공정 이전 단계에서 멜트풀 크기가 급격하게 커지는 지점인, 멜트풀 피크 발생지점을 예측할 수 있다.

[0019] 또한, 본 발명에 따른 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 방법은 가공 재료별 최적의 멜트풀 크기를 제시하여, 3차원 적층 공정 이전 단계에서 적층 공정 파라미터의 의사결정을 도울 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 3차원 적층 공정 장치를 도시한 모식도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 CAM 데이터를 이미지화하는 과정을 도시한 모식도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 멜트풀 크기를 픽셀로 추출하는 과정을 도시한 것이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 머신 러닝을 통하여 멜트풀 크기 데이터를 도출하는 과정을 도시한 것이다.

도 5는 본 발명의 딥러닝 모델의 구조를 도시한 모식도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 3차원 적층 가공 장비의 멜트풀 발생지점을 예측한 그래프이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 3차원 적층 가공 장비의 레이저 세기 조절 후 멜트풀 크기를 예측한 그래프이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 3차원 적층 가공 장비의 레이저 세기 변화를 나타낸 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0021] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 구체적으로 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0022] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기판이 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0023] 본 명세서에서 사용되는 정도의 용어 "약", "실질적으로" 등은 언급된 의미에 고유한 제조 및 물질 허용오차가 제시될 때 그 수치에서 또는 그 수치에 근접한 의미로 사용되고, 본원의 이해를 돕기 위해 정확하거나 절대적인 수치가 언급된 개시 내용을 비양심적인 침해자가 부당하게 이용하는 것을 방지하기 위해 사용된다. 또한, 본원 명세서 전체에서, "~하는 단계" 또는 "~의 단계"는 "~를 위한 단계"를 의미하지 않는다.
- [0024] 본 발명의 기술분야에 속하는 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 요지를 통하여 다양한 응용을 할 수 있으므로, 본 발명의 권리범위는 이하의 실시예로 한정되지 않는다. 본 발명의 권리범위는 특허청구범위에 기재된 사항을 기초로 하여 본 발명의 기술분야에 속하는 통상의 지식을 가진 자가 종래 기술을 이용하여 용이하게 치환 또는 변경하는 것이 자명한 부분에게까지 미친다.
- [0025] 이하, 필요한 경우에 첨부하는 도면을 참조하면서 본 발명을 보다 상세하게 설명한다.
- [0026] 본 발명은 상술한 목적을 달성하기 위한 수단으로, 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 데이터 전처리부(110); 상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 딥러닝부(120); 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 최적화부(130); 및 상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 제어부(140);를 포함하는, 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치를 개시한다.
- [0027] 도 1은 본 발명의 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치를 도시한 모식도이다. 도 1을 참조하면, 본 발명의 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치는 데이터 전처리부(110), 딥러닝부(120), 최적화부(130) 및 제어부(140)를 포함한다.
- [0028] 상기 데이터 전처리부(110)는 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 전처리하는 공정을 수행할 수 있다. 상기 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터는 이미지화된 CAM 데이터 및 멜트풀 크기 데이터일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0029] 상기 이미지화된 CAM 데이터는 3차원 적층 공정 이전에 수집된 CAM 데이터를 공구경로 이미지화 처리하여 생성된 데이터일 수 있다. 상기 CAM이란, 생산과 제조 분야에서 컴퓨터를 도입한 것으로, 일반적으로 공정설계(process planning: 생산방법 및 순서결정), 생산관리와 MRP(Material Requirements Planning: 원재료에서 제품을 완성하는 데 필요한 자재의 흐름을 관리하여 제조 활동의 최적화를 이루려는 계획), 작업기술결정(절삭양식 및 순서, 절삭조건, NC프로그래밍), 가공, 검색, 조립(산업용 로봇) 등의 제품 제조전 과정에서 컴퓨터의 지원을 받는 기술의 총칭으로 정의된다. 본 발명에 있어서, 상기 CAM 데이터는 예컨대 레이저 세기, 레이저 속도, 가공 경로의 x좌표, 가공 경로의 y좌표 등을 포함할 수 있다.
- [0030] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 CAM 데이터를 이미지화하는 과정을 도시한 모식도이다. 도 2에 있어서 X는 가공 경로의 x좌표를 의미하고, Y는 가공경로의 y좌표를 의미하고, P는 레이저 세기(power)를 의미하고, T는 CAM 데이터의 유무를 의미하는 것으로서, 데이터가 존재할 때 1, 데이터가 존재하지 않을 때 0이다. 도 2를 참조하면, 본 발명의 3차원 적층 공정에 있어서 적층 과정에서 발생하는 X값, Y값 및 P값으로부터 특성화된 공구경로 이미지를 생성하는 과정을 확인할 수 있다.

- [0031] 다만, 상기 이미지화된 CAM 데이터의 경우, 후술하는 딥러닝 모델 학습에 입력할 멜트폴 크기 데이터가 부재하므로, 상기 딥러닝 모델 학습에 입력한 멜트폴 크기 데이터는 레이저 세기, 레이저 속도 및 적층 가공 이전에 발생하는 변수들을 활용한 머신러닝 모델을 통해서 예측된 데이터를 별도로 이용할 수 있다.
- [0032] 즉, 상기 멜트폴 크기 데이터는 머신러닝 모델을 활용하여 도출된 것일 수 있으며, 상기 머신러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터는 레이저 세기, 레이저 속도, 멜트폴 너비, 멜트폴 길이 등 일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0033] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 멜트폴 크기를 픽셀로 추출하는 과정을 도시한 것이다. 보다 구체적으로, 도 3a는 실제 관측된 멜트폴의 이미지이고, 도 3b는 상기 실제 관측된 멜트폴의 크기를 픽셀화를 통해 추출하는 과정을 도시한 것이다. 도 3을 참조하여 설명하면, 상기 실제 관측된 멜트폴 이미지를 픽셀화시킨 다음, 특정 픽셀 값 이상인 부분만을 추출하여 멜트폴 크기를 도출한 것을 확인할 수 있다. 보다 구체적으로, 상기 실제 관측된 멜트폴 이미지를 0 내지 255 사이의 픽셀 값으로 전환시킨 후, 상기 픽셀 값이 125 이상인 부분을 추출하여 관측 멜트폴 크기를 도출할 수 있다. 도 3에 예시된 관측 멜트폴의 크기는 약 198인 것을 확인할 수 있다.
- [0034] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 머신 러닝을 통하여 멜트폴 크기 데이터를 도출하는 과정을 도시한 것이다. 보다 구체적으로 도 4a는 멜트폴의 구성성분(멜트폴의 너비, 멜트폴의 높이, 멜트폴의 면적(크기) 등)을 도시한 것이고, 도 4b는 레이저 세기, 레이저 속도, 멜트폴 너비, 멜트폴 길이 등을 활용하여 멜트폴 크기를 예측하는 머신러닝 모델의 예시를 나타낸다. 도 4를 통해 출력된 멜트폴 크기 데이터는 상술한 이미지화된 CAM 데이터와 함께 딥러닝 모델 학습에 이용될 수 있다.
- [0035] 여기서 상기 딥러닝 모델은 convGRU, convLSTM 등 일 수 있으며, 이에 한정되는 것은 아니다. 상술한 멜트폴 관련 데이터를 처리하여, 멜트폴의 크기 및 멜트폴 피크(peak) 발생지점(멜트폴의 크기 급격하게 커지는 지점)을 예측 가능하다면, 상술한 딥러닝 모델 이외에도 공지된 딥러닝 모델을 적절히 이용할 수 있다.
- [0036] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 상기 딥러닝 모델은 convLSTM일 수 있다. 상기 convLSTM은 시공간 예측을 위한 순환 신경망의 일종으로, input-to-state 및 state-to-state 전환 모두에서 컨볼루션 구조를 갖는다. 상기 convLSTM은 그리드에서 특정 셀의 입력과 로컬 이웃의 과거 상태에 따라 해당 셀의 미래 상태를 결정할 수 있다. 즉 본 발명의 3차원 적층 공정을 위한 멜트폴 예측 장치에 있어서, 상기 딥러닝부(120)는 상기 이미지화된 CAM 데이터를 입력으로 하고, 머신러닝을 통해 예측한 멜트폴 크기를 출력으로 하는 convLSTM 기반 딥러닝 모델일 수 있다.
- [0037] 도 5는 본 발명의 딥 러닝 모델의 구조를 도시한 모식도이다. 도 5를 참조하면, t-1 시점의 이미지화된 CAM 데이터(X_{t-1}) 및 t 시점의 이미지화된 CAM 데이터(X_t)를 입력했을 때, t 시점의 멜트폴 크기(Y_t)가 출력되는 것을 확인할 수 있다.
- [0038] 여기서 상기 딥러닝부(120)는 멜트폴의 크기 및 멜트폴 피크 발생지점을 예측할 수 있다.
- [0039] 여기서 상기 최적화부(130)는 이하의 수학적 식 1에 따라 도출된 최적 VED(Volumic Energy Density) 값을 이용하여 멜트폴 크기를 최적화할 수 있다.
- [0040] [수학적 식 1]
- [0041]
$$VED = P/(V \times h \times t)$$
- [0042] 여기서 상기 P는 레이저 세기이고, 상기 V는 레이저 속도이고, 상기 h는 해치 거리(hatch distance)이고, 상기 t는 분말 층 두께이다.
- [0043] 가공 재료별 최적의 VED 값을 도출한 뒤, 이상적인 멜트폴 크기를 정의한다. 상기 VED 값은 LPBF 적층 공정시 발생할 수 있는 문제점들을 사전에 대비하기 위한 설계변수로서, 설계변수 VED 값은 작을수록 융합 기공의 결여(Lack of fusion procity)문제가 발생하고, 클수록 미세 균열(micro-cracks) 문제가 발생할 수 있다. 이에 따라 최적의 VED 값이 필요하다. 일례로 'IN625'재료에 대한 최적의 VED 값은 약 130 J/mm^3 일 수 있다.
- [0044] 상기 수학적 식 1에서 특정 적층 공정 내의 h 값과 t 값이 일정하다고 가정하여 최적의 P/V 값을 도출할 수 있다. P, V, 이전 단계의 멜트폴 크기와 멜트폴 크기의 연관성 및 척도 없는 네트워크(이하 수학적 식 2)를 활용하여 멜트폴 크기의 수학적 정의를 구체화하여 하기 수학적 식 3으로 나타내었다.

수학식 2

$$P(k) \sim k^{-r}$$

상기 수학식 2에서 상기 r 은 연결선 수 지수이며, 구체적으로 3일 수 있고, 상기 k 는 들어오는 링크 개수이고, 상기 P 는 노드의 개수이다.

수학식 3

$$S = 0.0055 \times \ln \left(\frac{P}{V} \times e^{-\log \left(\frac{1}{P_S^{-3}} \right)} \right) + 0.0571$$

상기 수학식 3에서 상기 P_S 는 이전 단계($t-1$ 시점)의 멜트풀 크기이고, 상기 S 는 현재 단계(t 시점)의 멜트풀 크기이다. 상기 수학식 3에 최적의 P/V 값을 대입하면 최적화된 멜트풀 크기를 추정할 수 있다.

상기 제어부(140)는 상기 딥러닝부(120)에서 예측된 멜트풀 피크 발생지점에서 상기 예측된 멜트풀 크기가 상기 최적화부(130)에서 추정 및 정의된 최적화된 멜트풀 크기가 되도록 레이저 세기를 제어할 수 있다. 다시 말해, 상기 제어부(140)는 상기 수학식 3에 따라 산출된 결과값을 활용하여 멜트풀이 그 크기 급격하게 커지는 지점없이 예측될 수 있도록 레이저 세기 값을 최적화하고 제어하는 과정을 수행할 수 있다.

본 발명은 또한 상술한 목적을 달성하기 위한 수단으로 3차원 적층 공정 이전 단계에 있어서, 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 단계; 상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 단계; 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 단계; 및 상기 예측된 멜트풀이 상기 최적화된 멜트풀 크기로 가공되도록 레이저 세기를 제어하는 단계;를 포함하는, 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 방법을 개시한다.

상기 딥러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터를 생성하는 단계는 상술한대로, 레이저 세기, 레이저 속도, 가공 경로의 x 좌표, 가공 경로의 y 좌표 등을 포함하는 CAM 데이터를 수집하는 단계; 상기 수집된 CAM 데이터를 이미지화하는 단계; 및 머신러닝을 활용하여 멜트풀 크기 데이터를 도출하는 단계;를 포함할 수 있다. 상기 머신러닝 모델을 학습시키기 위한 데이터는 레이저 세기, 레이저 속도, 멜트풀 너비, 멜트풀 길이 등일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

상기 딥러닝 모델을 활용하여 멜트풀(melt-pool)을 예측하는 단계는 상기 이미지화된 CAM 데이터를 입력으로 하고, 머신러닝을 통해 예측한 멜트풀 크기를 출력으로 하는 딥러닝 모델을 활용하여 수행될 수 있다.

여기서 상기 멜트풀을 예측하는 단계는 머신러닝 모델을 활용하여 멜트풀 크기 데이터를 도출하는 단계; 및 상기 도출된 멜트풀 크기 데이터 및 상기 이미지화된 CAM 데이터 중 적어도 하나의 데이터를 딥러닝 모델에 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.

상기 가공 재료에 따른 멜트풀 크기를 최적화하는 단계는 상기 수학식 1에 따라 도출된 최적 VED(Volumic Energy Density) 값을 이용하여 멜트풀 크기 최적화 과정을 수행할 수 있다.

또한 상기 레이저 세기는 상술한 최적 VED 값을 활용하여 추정될 수 있다.

본 발명의 3차원 적층 공정 장치 및 방법에 따라, 멜트풀 크기를 예측하고, peak 지점에서 레이저 세기 제어를 수행하여 멜트풀 크기가 변화된 결과를 도 6 내지 8에 나타내었다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치의 멜트풀 발생지점을 예측한 그래프이다. 도 6에서 파란색이 예측값, 빨간색이 실제 멜트풀 발생값을 나타낸다. 도 6을 참조하면, 본 발명의 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치에서 예측된 멜트풀 크기와 발생지점이 실제 멜트풀 발생값과 일치하는 것을 확인할 수 있다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치의 레이저 세기 조절 후 멜트풀 크기를 예측한 그래프이다. 도 6에서 파란색은 레이저 세기 조절 후, 멜트풀 크기를 예측한 결과값, 빨간색이 실제 멜트풀 발생값을 나타낸다. 도 7을 참조하면, 본 발명의 3차원 적층 공정 장치에서 최적화된 레이저 세기

로 조절함에 따라 피크 부분에서 멜트풀 크기가 감소된 예측값을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

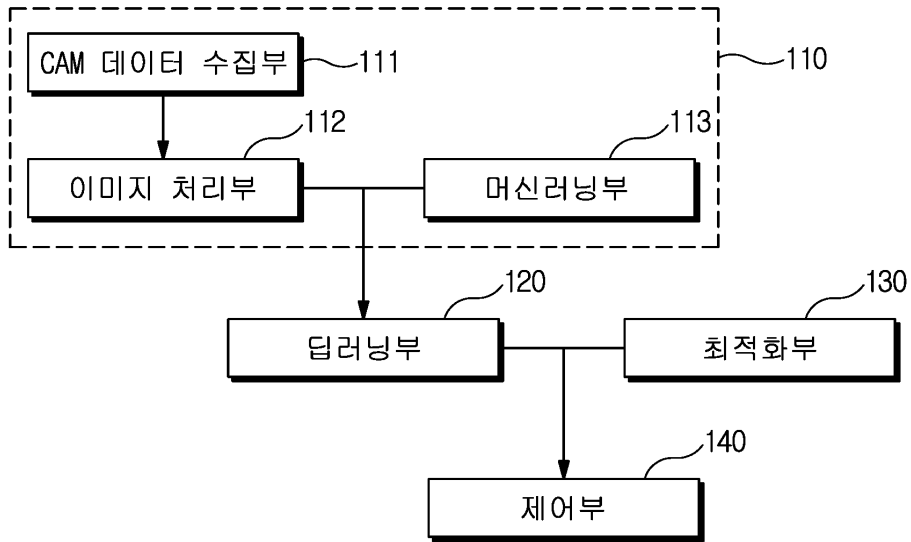
- [0059] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 3차원 적층 가공을 위한 멜트풀 예측 장치의 레이저 세기 변화를 나타낸 그래프이다. 도 8에서 파란색은 기존의 레이저 세기를 나타내고, 빨간색은 본 발명의 최적화된 레이저 세기를 나타낸다. 도 8을 참조하면, 기존의 레이저의 경우, 멜트풀이 발생하는 지점에서도 일정한 레이저 세기를 나타내는 반면, 본 발명의 경우, 피크 부근에서 레이저 세기가 감소하는 것을 확인할 수 있다. 이렇게 감소된 레이저 세기는 멜트풀 크기의 감소에 영향을 줄 수 있어, 이후 3차원 적층 가공 단계를 수행할 때에 고품질의 가공품을 제조하는 효과를 기대할 수 있다.
- [0060] 본 발명에 따른 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 장치는 3차원 적층 공정 이전 단계에서 멜트풀 크기가 급격하게 커지는 지점인, 멜트풀 피크 발생지점을 예측할 수 있다.
- [0061] 또한, 본 발명에 따른 3차원 적층 공정을 위한 멜트풀 예측 방법은 가공 재료별 최적의 멜트풀 크기를 제시하여, 3차원 적층 공정 이전 단계에서 적층 공정 파라미터의 의사결정을 도울 수 있다.
- [0062] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다.
- [0063] 따라서, 본 발명에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

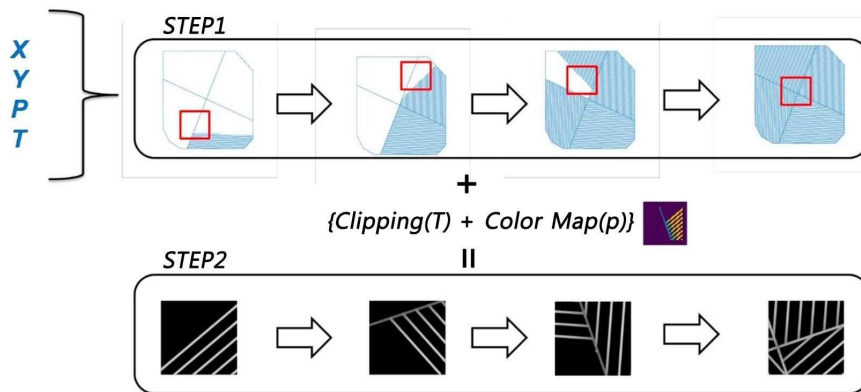
- [0064] 110 데이터 전처리부
111 CAM 데이터 수집부
112 이미지 처리부
113 머신러닝부
120 딥러닝부
130 최적화부
140 제어부

도면

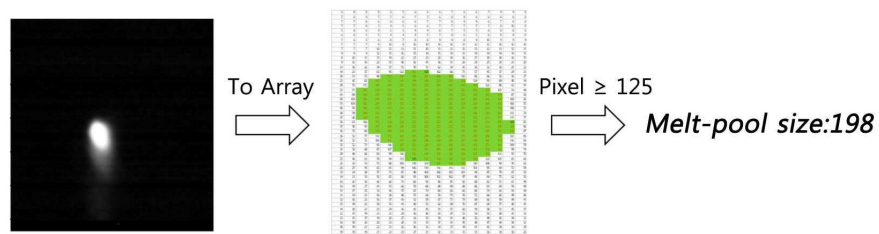
도면1



도면2



도면3

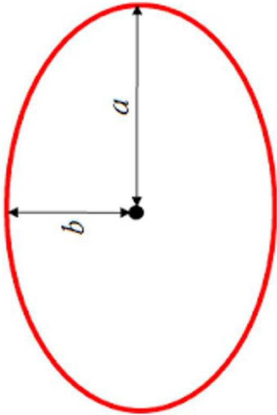


도면4

	Power	Velocity	width of melt pool(mm)	length of melt pool(mm)	area of melt pool(mm^2)
54	160.0	2800.0	0.09200	0.524400	0.037891
55	160.0	2800.0	0.09150	0.521550	0.037481
56	160.0	2800.0	0.09152	0.521664	0.037497
57	160.0	2800.0	0.09200	0.524400	0.037891
58	160.0	2800.0	0.09250	0.527250	0.038304
59	160.0	2800.0	0.09300	0.530100	0.038720
60	225.0	1940.0	0.13250	0.755250	0.078595
61	225.0	1940.0	0.13300	0.758100	0.079190
62	225.0	1940.0	0.13200	0.752400	0.078003
63	225.0	1940.0	0.13200	0.752400	0.078003
64	225.0	1940.0	0.13200	0.752400	0.078003
65	225.0	1940.0	0.13250	0.755250	0.078595
66	225.0	1940.0	0.13200	0.752400	0.078003
67	350.0	1680.0	0.17350	0.936900	0.127668
68	350.0	1680.0	0.17300	0.934200	0.126933
69	350.0	1680.0	0.17400	0.939600	0.128405
70	350.0	1680.0	0.17424	0.940896	0.128760
71	350.0	1680.0	0.17400	0.939600	0.128405

평균 : 0.1304370970209696
표준편차: 0.051085713635974576

단위 : mm (변환)



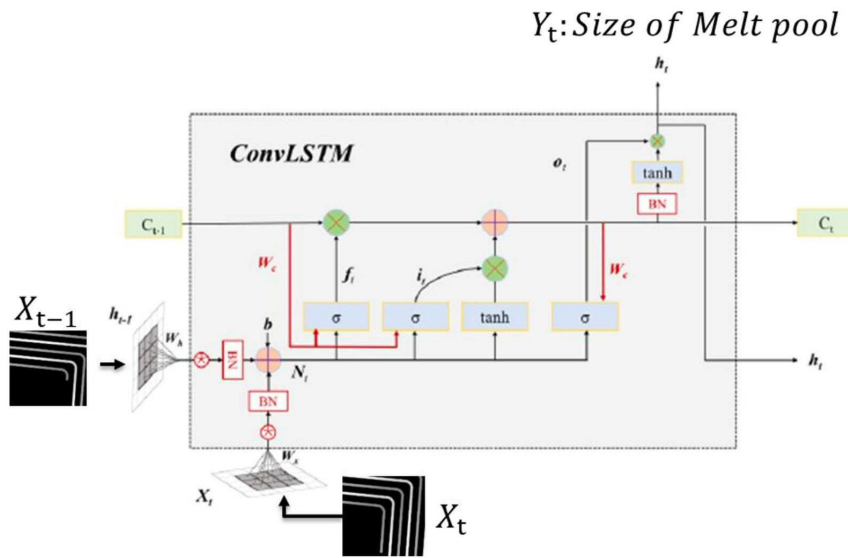
a : Width
b: Length

$$S = \pi ab$$

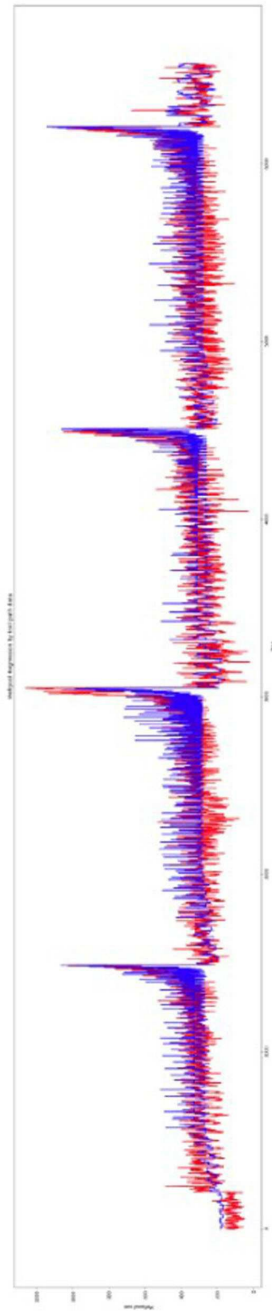
(a)

(b)

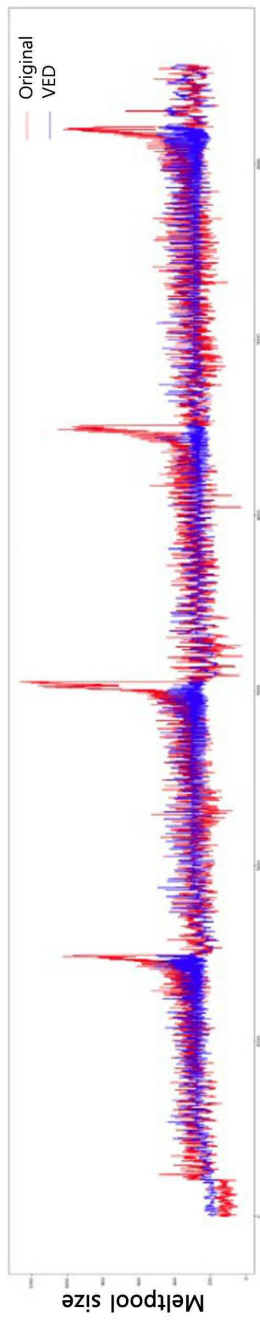
도면5



도면6



도면7



도면8

