



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년03월05일

(11) 등록번호 10-2643819

(24) 등록일자 2024년02월29일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/04 (2023.01)(52) CPC특허분류  
G06N 3/08 (2023.01)  
G06N 3/04 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2020-0176384

(22) 출원일자 2020년12월16일

심사청구일자 2020년12월16일

(65) 공개번호 10-2022-0086177

(43) 공개일자 2022년06월23일

(56) 선행기술조사문헌

M. Paggi and J. R. Barber, "Contact conductance of rough surfaces composed of modified RMD patches", International Journal of Heat and Mass Transfer (2011.07.02)\*

Wei Jing Wong and Shang-Hong Lai, "Multi-task CNN for restoring corrupted fingerprint images," Pattern Recognition (2020.01.10)\*

hahin Salehi, "Machine Learning for Contact Mechanics from Surface topography," Computer Science and Engineering, bachelor's level(2019.12.31.)\*

\*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

장용훈

서울특별시 중구 마른대로 72

장일광

서울특별시 관악구 국회단지길 110

(74) 대리인

특허법인시공

전체 청구항 수 : 총 16 항

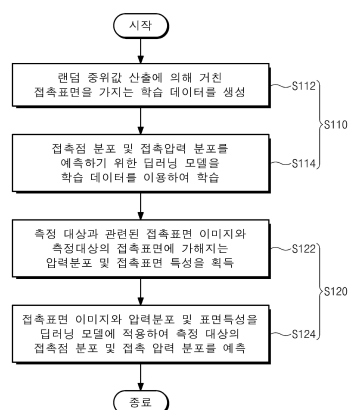
심사관 : 송근배

(54) 발명의 명칭 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법

## (57) 요약

컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 접촉 표면 이미지로부터 접촉점 분포를 빠르게 예측할 수 있는 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법이 개시된다. 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은: 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 접촉 분포 예측 방법으로서, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 단계;를 포함한다.

대표도 - 도4



공지예외적용 : 있음

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되어 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 접촉 분포 예측 방법으로서,

상기 적어도 하나의 프로세서에 의해, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 단계;를 포함하고,

상기 딥러닝 모델은:

상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포의 예측을 위해, 상기 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 처리하여 특징 맵을 생성하는 적어도 하나의 제1 컨볼루션부; 및 상기 제1 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리되어 생성되는 상기 특징 맵을 풀링 처리하는 적어도 하나의 풀링부를 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는:

상기 적어도 하나의 프로세서에 의해, 상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간에 가해지는 압력 분포 데이터를 상기 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 및 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉 압력 분포를 예측하는 단계를 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은:

상기 적어도 하나의 풀링부 중 마지막 풀링부에 의해 풀링 처리된 특징 맵을 업 샘플링 처리하는 적어도 하나의 업 샘플링부;

상기 업 샘플링부에 의해 업 샘플링 처리된 특징 맵을 컨볼루션 처리하는 적어도 하나의 제2 컨볼루션부;

상기 적어도 하나의 제2 컨볼루션부 중 마지막 제2 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리된 특징 맵을 소프트맥스 처리하는 소프트맥스부; 및

상기 소프트맥스 처리된 특징 맵과 상기 압력 분포 데이터를 합성하여 상기 접촉점 분포 및 상기 접촉 압력 분포를 출력하는 합성부;를 더 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 4

제1항에 있어서,

상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는:

상기 적어도 하나의 프로세서에 의해, 상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 표면 특성을 상기 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 단계를 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 5

제1항에 있어서,

딥러닝 모델 생성부에 의해, 상기 딥러닝 모델을 생성하는 단계를 더 포함하고,

상기 딥러닝 모델을 생성하는 단계는:

상기 딥러닝 모델 생성부의 학습 데이터 생성부에 의해, 랜덤 중위값 산출에 의해 프랙탈(fractal) 구조의 거친 접촉 표면을 가지는 학습 데이터를 생성하는 단계; 및

상기 딥러닝 모델 생성부의 딥러닝 모델 학습부에 의해, 상기 학습 데이터를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습하는 단계를 포함하고,

상기 랜덤 중위값 산출은 상기 학습 데이터의 격자점들에 해당하는 높이들의 평균에, 가우시안 정규 분포에 따라 생성되는 랜덤 값을 합산하여 상기 격자점들에 의해 둘러싸인 신규 격자점의 높이를 랜덤 산출하는 방식인, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 6

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 프로세서에 의해, 상기 접촉점 분포를 기반으로 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 마찰, 접촉 저항, 마모 및 접합 중의 적어도 하나의 특성을 예측하는 단계를 더 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 7

제1항에 있어서,

표면 측정부에 의해, 상기 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 상기 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득하는 단계를 더 포함하고,

상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는 상기 딥러닝 모델에 의해 상기 제1 접촉 표면 이미지 및 상기 제2 접촉 표면 이미지를 기반으로 상기 접촉점 분포를 출력하는 단계를 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 8

적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되어 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 접촉 분포 예측 방법으로서,

상기 적어도 하나의 프로세서에 의해, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 단계;를 포함하고,

표면 측정부에 의해, 상기 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 상기 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득하는 단계; 및

상기 표면 측정부에 의해, 상기 제1 접촉 표면 이미지를 이용하여 상기 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 상기 접촉 표면 이미지를 생성하는 단계를 더 포함하고,

상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는 상기 딥러닝 모델에 의해 상기 제2 접촉 표면 이미지로부터 보정된 상기 접촉 표면 이미지를 입력받아 상기 접촉점 분포를 출력하는 단계를 포함하는, 접촉 분포 예측 방법.

#### 청구항 9

제1항 내지 제8항 중 어느 한 항의 접촉 분포 예측 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체.

#### 청구항 10

제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 산출하기 위한 접촉 분포 예측 장치로서,

상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 입력받고, 상기 접촉 표면 이미지를 기반으로 컨볼루션 인공신경망에 의해 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하도록 구성되는 딥러닝 모델을 포함하고,

상기 딥러닝 모델은:

상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포의 예측을 위해, 상기 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 처리하여 특징 맵을 생성하도록 구성되는 적어도 하나의 제1 컨볼루션부; 및 상기 제1 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리되어 생성되는 상기 특징 맵을 풀링 처리하도록 구성되는 적어도 하나의 풀링부를 포함하는, 접촉 분포 예측 장치.

#### 청구항 11

제10항에 있어서,

상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간에 가해지는 압력 분포 데이터를 획득하도록 구성되는 압력분포 획득부를 더 포함하고,

상기 딥러닝 모델은:

상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 압력 분포 데이터를 입력받고, 상기 접촉 표면 이미지 및 상기 압력 분포 데이터를 기반으로 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 및 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉 압력 분포를 예측하도록 구성되는, 접촉 분포 예측 장치.

#### 청구항 12

제11항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은:

상기 적어도 하나의 풀링부 중 마지막 풀링부에 의해 풀링 처리된 특징 맵을 업 샘플링 처리하도록 구성되는 적어도 하나의 업 샘플링부;

상기 업 샘플링부에 의해 업 샘플링 처리된 특징 맵을 컨볼루션 처리하도록 구성되는 적어도 하나의 제2 컨볼루션부;

상기 적어도 하나의 제2 컨볼루션부 중 마지막 제2 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리된 특징 맵을 소프트맥스 처리하도록 구성되는 소프트맥스부; 및

상기 소프트맥스 처리된 특징 맵과 상기 압력 분포 데이터를 합성하여 상기 접촉점 분포 및 상기 접촉 압력 분포를 출력하도록 구성되는 합성부;를 더 포함하는, 접촉 분포 예측 장치.

#### 청구항 13

제10항에 있어서,

상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 표면 특성 데이터를 획득하도록 구성되는 표면특성 획득부를 더 포함하고,

상기 딥러닝 모델은:

상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 표면 특성 데이터를 입력받고, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하도록 구성되는, 접촉 분포 예측 장치.

#### 청구항 14

제10항에 있어서,

상기 딥러닝 모델을 생성하도록 구성되는 딥러닝 모델 생성부를 더 포함하고,

상기 딥러닝 모델 생성부는:

랜덤 중위값 산출에 의해 프랙탈(fractal) 구조의 거친 접촉 표면을 가지는 학습 데이터를 생성하도록 구성되는 학습 데이터 생성부; 및

상기 학습 데이터를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습하도록 구성되는 딥러닝 모델 학습부를 포함하고,

상기 랜덤 중위값 산출은 상기 학습 데이터의 격자점들에 해당하는 높이들의 평균에, 가우시안 정규 분포에 따

라 생성되는 랜덤 값을 합산하여 상기 격자점들에 의해 둘러싸인 신규 격자점의 높이를 랜덤 산출하는 방식인, 접촉 분포 예측 장치.

#### 청구항 15

제10항 내지 제14항 중 어느 한 항에 있어서,

상기 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 상기 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득하도록 구성되는 표면 측정부를 더 포함하고,

상기 딥러닝 모델은 상기 제1 접촉 표면 이미지 및 상기 제2 접촉 표면 이미지를 기반으로 상기 접촉점 분포를 출력하도록 구성되는, 접촉 분포 예측 장치.

#### 청구항 16

제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 산출하기 위한 접촉 분포 예측 장치로서,

상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 입력받고, 상기 접촉 표면 이미지를 기반으로 컨볼루션 인공신경망에 의해 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하도록 구성되는 딥러닝 모델을 포함하고,

상기 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 상기 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득하도록 구성되는 표면 측정부를 더 포함하고,

상기 표면 측정부는 상기 제1 접촉 표면 이미지를 이용하여 상기 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 상기 접촉 표면 이미지를 생성하도록 구성되고,

상기 딥러닝 모델은 상기 제2 접촉 표면 이미지로부터 보정된 상기 접촉 표면 이미지를 입력받아 상기 접촉점 분포를 출력하도록 구성되는, 접촉 분포 예측 장치.

### 발명의 설명

#### 기술 분야

[0001] 본 발명은 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 접촉 표면 이미지로부터 접촉점 분포를 빠르게 예측할 수 있는 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

#### 배경 기술

[0002] 일반적으로, 미세전자제어기술(MEMS; Micro-Electro Mechanical Systems), 저항점 용접(resistance spot welding), 배터리, 전기 커넥터 등과 같은 다양한 장치들에서, 마이크로 크기의 조도를 가지는 거친 표면을 구비하는 접촉면이 접촉 대상면에 접촉하는 경우, 접촉면의 미세한 표면 형상에 따라 접촉면 중의 일부에 해당하는 접촉점들에서만 접촉 대상면과 실제 접촉이 일어나게 된다. 이와 같은 거친 표면을 가지는 접촉면의 접촉점 분포는 두 접촉면 간의 마찰, 접촉 저항, 마모 또는 접합 등의 다양한 특성에 영향을 미칠 수 있다. 이에 두 접촉면 간의 접촉점 분포를 정확하게 예측하기 위한 기술이 연구되고 있다.

[0003] 예를 들어, 전기 접촉 저항을 정확하게 측정하기 위해서는 접촉면들에서의 전기적인 컨덕턴스를 정확하게 규명할 필요가 있다. 예컨대, 서로 접촉하는 두 물체들 사이에 전류가 흐르는 경우, 접촉면의 마이크로 스케일 조도에 기인하여 전류가 흐르게 되는 실제 접촉 영역은 전체 접촉면 중의 일 부분들에만 형성된다. 따라서 두 접촉면들 간에 실제로 접촉하는 영역의 분포가 전기 접촉 저항에 영향을 미치게 된다.

[0004] 종래에는 두 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하기 위하여 접촉 역학 기반의 수치 해석 방법을 사용하였다. 종래의 접촉 역학 기반 수치 해석 방법은 접촉 표면의 형상을 측정하여 3D 솔리드 모델(solid model)을 생성하는 과정과, 3D 솔리드 모델을 기반으로 메쉬(mesh)를 가지는 3D 모델을 생성하는 과정과, 3D 모델을 기반으로 접촉면의 접촉점 분포를 예측한다. 그러나, 종래의 접촉 역학 기반 수치 해석 방법은 복잡한 수치 연산을 필요로 하며, 시뮬레이션을 위해 많은 계산 시간이 소요되는 단점이 있다.

### 발명의 내용

## 해결하려는 과제

- [0005] 본 발명은 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 접촉 표면 이미지로부터 접촉점 분포를 빠르게 예측할 수 있는 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법을 제공하기 위한 것이다.
- [0006] 또한, 본 발명은 접촉 역학 기반의 수치 해석 방법에 의해 도출하기 어려운 마이크로 스케일 조도를 가지는 거친 접촉 표면의 접촉점 분포를 정확하게 예측할 수 있는 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법을 제공하기 위한 것이다.
- [0007] 또한, 본 발명은 접촉 표면 이미지와 압력 분포 또는 표면 특성을 기반으로 딥러닝 모델에 의해 접촉점 분포 및 접촉 압력 분포를 빠르게 예측할 수 있는 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법을 제공하기 위한 것이다.

## 과제의 해결 수단

- [0008] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은: 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 접촉 분포 예측 방법으로서, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 단계;를 포함한다.
- [0009] 상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는: 상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간에 가해지는 압력 분포 데이터를 상기 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 및 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉 압력 분포를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0010] 상기 딥러닝 모델은: 상기 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 처리하여 특징 맵을 생성하는 적어도 하나의 제1 컨볼루션부; 상기 제1 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리되어 생성되는 상기 특징 맵을 풀링 처리하는 적어도 하나의 풀링부; 상기 적어도 하나의 풀링부 중 마지막 풀링부에 의해 풀링 처리된 특징 맵을 업 샘플링 처리하는 적어도 하나의 업 샘플링부; 상기 업 샘플링부에 의해 업 샘플링 처리된 특징 맵을 컨볼루션 처리하는 적어도 하나의 제2 컨볼루션부; 상기 적어도 하나의 제2 컨볼루션부 중 마지막 제2 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리된 특징 맵을 소프트맥스 처리하는 소프트맥스부; 및 상기 소프트맥스 처리된 특징 맵과 상기 압력 분포 데이터를 합성하여 상기 접촉점 분포 및 상기 접촉 압력 분포를 출력하는 합성부;를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는: 상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 표면 특성을 상기 딥러닝 모델에 입력하여, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은: 딥러닝 모델 생성부에 의해, 상기 딥러닝 모델을 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다. 상기 딥러닝 모델을 생성하는 단계는: 상기 딥러닝 모델 생성부의 학습 데이터 생성부에 의해, 랜덤 중위값 산출에 의해 프랙탈(fractal) 구조의 거친 접촉 표면을 가지는 학습 데이터를 생성하는 단계; 및 상기 딥러닝 모델 생성부의 딥러닝 모델 학습부에 의해, 상기 학습 데이터를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습하는 단계를 포함할 수 있다. 상기 랜덤 중위값 산출은 상기 학습 데이터의 격자점들에 해당하는 높이들의 평균에, 가우시안 정규 분포에 따라 생성되는 랜덤 값을 합산하여 상기 격자점들에 의해 둘러싸인 신규 격자점의 높이를 랜덤 산출하는 방식일 수 있다.
- [0013] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은: 상기 접촉점 분포를 기반으로 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 마찰, 접촉 저항, 마모 및 접합 중의 적어도 하나의 특성을 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0014] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은: 표면 측정부에 의해, 상기 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 상기 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득하는 단계를 더 포함할 수 있다. 상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는 상기 딥러닝 모델에 의해 상기 제1 접촉 표면 이미지 및 상기 제2 접촉 표면 이미지를 기반으로 상기 접촉점 분포를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은: 표면 측정부에 의해, 상기 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 상기 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득하는 단계; 및 상기 표면 측정부에 의해, 상기 제1 접촉 표면 이미지를 이용하여 상기 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 상기 접촉 표면 이미지를 생성하는 단계를 더 포함할 수 있다. 상기 접촉점 분포를 예측하는 단계는 상기 딥러닝 모델에 의해 상기 제2 접촉 표면 이미지로부터 보정된 상기 접촉 표면 이미지를 입력받아 상기 접촉점 분포를 출력하는 단계를 포함할

수 있다.

- [0016] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 접촉 분포 예측 방법을 실행하기 위한 프로그램이 기록된 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체가 제공된다.
- [0017] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치는: 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 산출하기 위한 접촉 분포 예측 장치로서, 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 입력받고, 상기 접촉 표면 이미지를 기반으로 컨볼루션 인공신경망에 의해 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하도록 구성되는 딥러닝 모델을 포함한다.
- [0018] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치는: 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간에 가해지는 압력 분포 데이터를 획득하도록 구성되는 압력분포 획득부를 더 포함할 수 있다. 상기 딥러닝 모델은: 상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 압력 분포 데이터를 입력받고, 상기 접촉 표면 이미지 및 상기 압력 분포 데이터를 기반으로 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 및 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉 압력 분포를 예측하도록 구성될 수 있다.
- [0019] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치는: 상기 제1 접촉면 및 상기 제2 접촉면 중 적어도 하나의 표면 특성 데이터를 획득하도록 구성되는 표면특성 획득부를 더 포함할 수 있다. 상기 딥러닝 모델은: 상기 접촉 표면 이미지와 함께, 상기 표면 특성 데이터를 입력받고, 상기 딥러닝 모델의 출력으로부터 상기 제1 접촉면과 상기 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하도록 구성될 수 있다.
- [0020] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치는: 상기 딥러닝 모델을 생성하도록 구성되는 딥러닝 모델 생성부를 더 포함할 수 있다. 상기 딥러닝 모델 생성부는: 랜덤 중위값 산출에 의해 프랙탈(fractal) 구조의 거친 접촉 표면을 가지는 학습 데이터를 생성하도록 구성되는 학습 데이터 생성부; 및 상기 학습 데이터를 이용하여 상기 딥러닝 모델을 학습하도록 구성되는 딥러닝 모델 학습부를 포함할 수 있다.
- [0021] 본 발명의 일 실시예에서, 상기 딥러닝 모델은 상기 제1 접촉 표면 이미지 및 상기 제2 접촉 표면 이미지를 기반으로 상기 접촉점 분포를 출력하도록 구성될 수 있다.
- [0022] 본 발명의 일 실시예에서, 상기 표면 측정부는 상기 제1 접촉 표면 이미지를 이용하여 상기 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 상기 접촉 표면 이미지를 생성하도록 구성될 수 있다. 상기 딥러닝 모델은 상기 제2 접촉 표면 이미지로부터 보정된 상기 접촉 표면 이미지를 입력받아 상기 접촉점 분포를 출력하도록 구성될 수 있다.

### 발명의 효과

- [0023] 본 발명의 실시예에 의하면, 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 접촉 표면 이미지로부터 접촉점 분포를 빠르게 예측할 수 있는 접촉 분포 예측 장치 및 그 방법이 제공된다.
- [0024] 또한, 본 발명의 실시예에 의하면, 접촉 역학 기반의 수치 해석 방법에 의해 도출하기 어려운 마이크로 스케일 조도를 가지는 거친 접촉 표면의 접촉점 분포를 정확하게 예측할 수 있다.
- [0025] 또한, 본 발명의 실시예에 의하면, 접촉 표면 이미지와 압력 분포 또는 표면 특성을 기반으로 딥러닝 모델에 의해 접촉점 분포 및 접촉 압력 분포를 빠르게 예측할 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0026] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치의 구성도이다.
- 도 2a 및 도 2b는 본 발명의 실시예에 따라 학습 데이터를 생성하는 방법을 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치를 구성하는 딥러닝 모델의 개념도이다.
- 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법의 순서도이다.
- 도 5a는  $2^5 \times 2^5$  메쉬 해상도를 사용하여 생성된 랜덤 표면의 예시도이다.
- 도 5b는 도 5a의 랜덤 표면에 랜덤 중위값 산출의 첫번째 단계를 적용하여 생성된 거친 표면의 예시도이다.
- 도 5c는 도 5b의 거친 표면에 랜덤 중위값 산출의 두번째 단계를 적용하여 생성된 학습 데이터의 예시도이다.
- 도 6a는 본 발명의 실시예에 따라 예측된 접촉 분포 데이터의 예시도이다.



도 6b는 MLMS(Multi-Level Multi-Summation) 알고리즘에 의해 산출된 접촉 분포 데이터의 예시도이다.

도 7은 랜덤 중위값 산출에 의해 생성된 학습 데이터를 이용하여 학습된 딥러닝 모델의 학습 정확도를 나타낸 도면이다.

도 8은 3개의 접촉 표면 이미지로부터 본 발명의 실시예에 따라 예측된 접촉 분포 데이터와, MLMS 알고리즘에 의해 산출된 접촉 분포 데이터를 비교하여 나타낸 예시도이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성 요소를 지칭한다.
- [0028] 본 명세서에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 '포함'한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 본 명세서에서 사용되는 '~부'는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위로써, 예를 들어 소프트웨어, FPGA 또는 하드웨어 구성요소를 의미할 수 있다. '~부'에서 제공하는 기능은 복수의 구성요소에 의해 분리되어 수행되거나, 다른 추가적인 구성요소와 통합될 수도 있다. 본 명세서의 '~부'는 반드시 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되지 않으며, 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고, 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 이하에서는 도면을 참조하여 본 발명의 실시예에 대해서 구체적으로 설명하기로 한다.
- [0029] 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치 및 방법은 제1 접촉면 및/또는 제2 접촉면의 접촉 표면 이미지를 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델에 입력하여, 딥러닝 모델의 출력으로부터 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측할 수 있다.
- [0030] 본 발명의 실시예에 의하면, 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 접촉 표면 이미지로부터 접촉점 분포(contact spot distribution)를 빠르게 예측할 수 있다. 또한, 접촉 표면 이미지와 함께, 압력 분포 및/또는 표면 특성을 기반으로 딥러닝 모델에 의해 접촉점 분포 및 접촉 압력 분포를 빠르게 예측할 수 있다.
- [0031] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치의 구성도이다. 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치(100)는 측정 대상과 관련된 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 산출하기 위해 제공될 수 있다.
- [0032] 도 1을 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치(100)는 딥러닝 모델 생성부(110), 딥러닝 모델(120), 표면 측정부(130), 압력분포 획득부(140), 및 표면특성 획득부(150)를 포함할 수 있다.
- [0033] 딥러닝 모델 생성부(110)는 측정 대상과 관련된 접촉 표면 이미지(10)로부터 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하기 위한 딥러닝 모델(deep learning model)(120)을 생성할 수 있다.
- [0034] 딥러닝 모델(120)은 접촉 표면 이미지(10)를 입력받아 접촉면들 간의 접촉점 분포를 예측하는 컨볼루션 인공신경망(CNN; Convolution Neural Network)으로 구현될 수 있다.
- [0035] 측정 대상은 예를 들어, 수 내지 수백 마이크로 크기(예를 들어, 1  $\mu$ m 내지 1 mm)의 조도(roughness)를 가지는 접촉면을 가지는 물체일 수 있다. 측정 대상은 예를 들어, 전도성 접촉면, 마찰면, 마모면 또는 접합면 등의 접촉면을 가지는 물체일 수 있다.
- [0036] 딥러닝 모델 생성부(110)는 학습 데이터 생성부(112)와, 딥러닝 모델 학습부(114)를 포함할 수 있다. 도 2a 및 도 2b는 본 발명의 실시예에 따라 학습 데이터를 생성하는 방법을 설명하기 위한 개념도이다.
- [0037] 도 1, 도 2a 및 도 2b를 참조하면, 학습 데이터 생성부(112)는 랜덤 중위값(Random Midpoint Displacement) 산출에 의해 프랙탈(fractal) 구조의 거친 접촉 표면(rough contact surface)을 가지는 학습 데이터를 생성할 수 있다.
- [0038] 랜덤 중위값 산출은 학습 데이터의 격자점들에 해당하는 높이들의 평균에, 가우시안 정규 분포에 따라 생성되는 랜덤 값을 합산하여 격자점들에 의해 둘러싸인 신규 격자점의 높이를 랜덤 산출하는 방식일 수 있다.
- [0039] 도 3a는 랜덤 중위값 산출의 첫번째 단계를 설명하기 위한 도면이다. 랜덤 중위값 산출의 첫번째 단계에서, 격자점들(A, B, C, D)의 중심에 해당하는 신규 격자점(E)의 높이 값은 하기 수식 1에 따라 주위 격자점들(A, B,

C, D)의 평균 높이 값과, 평균 값이 0인 가우시안 정규 분포에 따라 생성되는 랜덤(random) 값  $rand(D)$ 을 합한 값으로 산출될 수 있다.

[수식 1]

$$E = \frac{A + B + C + D}{4} + rand(D)$$

도 3b는 랜덤 중위값 산출의 두번째 단계를 설명하기 위한 도면이다. 랜덤 중위값 산출의 두번째 단계에서, 신규 격자점(G)의 높이는 하기 수식 2에 따라 주위 격자점들(A, B, E)의 평균 높이와, 평균 값이 0인 가우시안 정규 분포에 따라 생성되는 랜덤 값  $rand(D)$ 을 합한 값으로 산출될 수 있다.

[수식 2]

$$G = \frac{A + B + E + E}{4} + rand(D)$$

다른 신규 격자점들(F, H, I)의 높이 역시 유사한 방식으로 산출될 수 있다. 이때 프랙탈 차원(D)은 2 내지 2.5 값으로 설정될 수 있다. 가우시안 정규 분포의 분산(dispersion)은 학습 데이터의 접촉 표면 거칠기를 나타낸다.

딥러닝 모델 학습부(114)는 학습 데이터를 이용하여 딥러닝 모델(120)을 학습할 수 있다. 딥러닝 모델(120)은 제1 접촉면 및 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 입력받고, 접촉 표면 이미지를 기반으로 컨볼루션 인공신경망에 의해 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측할 수 있다.

표면 측정부(130)는 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득할 수 있다. 표면 측정부(130)는 예를 들어, 측정 대상인 물체의 접촉면에 대한 이미지를 획득하는 3차원 이미지 획득 장치(3D 카메라, 3D 깊이 이미지 획득 장치 등), 측정 대상의 접촉면의 설계 데이터를 수집하는 3D 설계 데이터 획득 장치 등을 포함할 수 있다.

딥러닝 모델(120)은 제1 접촉 표면 이미지 및/또는 제2 접촉 표면 이미지를 기반으로 접촉점 분포 데이터(32)를 출력할 수 있다. 딥러닝 모델(120)은 학습 속도의 향상을 위해, 완전 연결층(fully connected layer)을 포함하지 않고, 컨볼루션 층으로만 구성된 풀리 컨볼루션 인공신경망(fully convolutional neural network)으로 구현될 수 있다.

일 실시예에서, 딥러닝 모델(120)은 접촉 표면 이미지와 함께, 압력 분포 데이터를 입력받고, 접촉 표면 이미지 및 압력 분포 데이터를 기반으로 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 데이터(32)와, 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉압력 분포 데이터(34)를 포함하는 출력 데이터(30)를 출력할 수 있다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 장치를 구성하는 딥러닝 모델의 개념도이다. 도 1 및 도 3을 참조하면, 딥러닝 모델(120)은 다수의 제1 컨볼루션 처리부(122)와, 다수의 제2 컨볼루션 처리부(124), 및 합성부(128)를 포함할 수 있다.

제1 컨볼루션 처리부(122)는 다수의 제1 컨볼루션부(122a)와, 풀링부(122b)를 포함할 수 있다.

제1 컨볼루션부(122a)는 접촉 표면 이미지(10)를 1회 또는 복수회 컨볼루션(convolution) 처리하여 특징 맵(feature map)을 생성할 수 있다.

제1 컨볼루션부(122a)는 컨볼루션(convolution) 처리와, 배치 정규화(batch normalization) 처리, 및 ReLU 처리를 수행하는 컨볼루션층일 수 있다.

제1 컨볼루션 처리부(122)로 입력되는 접촉 표면 이미지(10)는  $L \times M \times N$  크기(예를 들어,  $32 \times 32 \times 1$  크기)를 가질 수 있다.

풀링부(122b)는 제1 컨볼루션부(122b)에 의해 컨볼루션 처리되어 생성되는 특징 맵을 풀링(pooling) 처리하는 풀링층(pooling layer)일 수 있다.

다수의 제1 컨볼루션 처리부(122) 중  $i$ 번째( $i$ 는 1 이상의 정수)의 제1 컨볼루션부(122a)에 의해 컨볼루션 처리된 특징 맵은  $i$ 번째의 풀링부(122b)로 입력되어 풀링 처리될 수 있다.

- [0057] 풀링부(122b)는 맥스 풀링(max pooling), 평균 풀링(average pooling) 등의 다양한 풀링 방법이 사용될 수 있다. 풀링부(122b)에 의해 풀링 처리된 특징 맵은 풀링 처리 전의 특징 맵 보다 작은 크기를 가질 수 있다.
- [0058] i번째의 풀링부(122b)에 의해 풀링 처리된 특징 맵은 다수의 제1 컨볼루션 처리부(122) 중 (i+1)번째의 제1 컨볼루션부(122a)로 입력되어 다시 컨볼루션 처리될 수 있다.
- [0059] 컨볼루션 및 풀링 처리가 반복됨에 따라, 접촉 표면 이미지(10)는 접촉점 분포와 관련된 특징들을 나타내는 다양한 특징 맵들로 분할(segmentation)된다.
- [0060] 제2 컨볼루션 처리부(124)는 업 샘플링부(124a)와, 다수의 제2 컨볼루션부(124b), 및 소프트맥스부(126)를 포함할 수 있다.
- [0061] 업 샘플링부(124a)는 적어도 하나의 풀링부(122b) 중 마지막 풀링부에 의해 풀링 처리된 특징 맵을 업 샘플링(up-sampling) 처리하는 업 샘플링 층(up-sampling layer)일 수 있다.
- [0062] 업 샘플링부(124a)에 의해 업 샘플링 처리된 특징 맵은 업 샘플링 처리 전의 특징 맵 보다 큰 크기를 가질 수 있다.
- [0063] 제2 컨볼루션부(124b)는 접촉 표면 이미지(10)로부터 분할되어 업 샘플링부(124a)에 의해 업 샘플링 처리된 특징 맵을 1회 또는 복수회 컨볼루션 처리할 수 있다.
- [0064] 제2 컨볼루션부(124b)는 컨볼루션(convolution) 처리와, 배치 정규화(batch normalization) 처리, 및 ReLU 처리를 수행하는 컨볼루션층일 수 있다.
- [0065] 다수의 제2 컨볼루션 처리부(124) 중 j번째(j는 1 이상의 정수)의 업 샘플링부(124a)에 의해 업 샘플링 처리된 특징 맵은 j번째의 다수의 제2 컨볼루션 처리부(124) 중 j번째 제2 컨볼루션부(124b)로 입력되어 컨볼루션 처리될 수 있다.
- [0066] j번째의 제2 컨볼루션부(124b)에 의해 풀링 처리된 특징 맵은 다수의 제2 컨볼루션 처리부(124) 중 (j+1)번째의 업 샘플링부(124a)로 입력되어 다시 업 샘플링 처리될 수 있다.
- [0067] 업 샘플링 및 컨볼루션 처리가 반복됨에 따라, 접촉 표면 이미지(10)로부터 분할된 다양한 특징 맵들의 특징들이 접촉점 분포를 나타내는 접촉점 분포 데이터로 합쳐지게 된다.
- [0068] 소프트맥스부(126)는 적어도 하나의 제2 컨볼루션부(124) 중 마지막 제2 컨볼루션부에 의해 컨볼루션 처리된 특징 맵을 소프트맥스(softmax) 활성화 함수에 의해 정규화 처리하는 소프트 맥스층(softmax layer)일 수 있다.
- [0069] 제1 컨볼루션 처리부(122)와 제2 컨볼루션 처리부(124)는 대칭되는 구조로 형성될 수 있다.
- [0070] k번째 제1 컨볼루션 처리부(122)에서 컨볼루션 처리되어 풀링된 특징 맵은 다수의 제2 컨볼루션 처리부(122) 중 뒤에서 k번째의 제2 컨볼루션 처리부(124)로 전달되고, 뒤에서 (k+1)번째의 제2 컨볼루션 처리부(124)에 의해 컨볼루션 처리된 특징 맵과 합쳐진 후, k번째의 제2 컨볼루션 처리부(124)에서 업 샘플링 및 컨볼루션 처리될 수 있다.
- [0071] 이에 따라 다수의 제1 컨볼루션 처리부(122)에 의해 처리되는 특징 맵들의 특징들이 다수의 제2 컨볼루션 처리부(124)에서 활용되므로, 딥러닝 모델(120)에 의한 접촉 분포 예측 정확도를 보다 높일 수 있다.
- [0072] 제2 컨볼루션 처리부(124)에서 출력되어 합성부(128)를 거쳐 출력되는 접촉 분포 데이터(32)는 접촉 표면 이미지(10)와 동일한 크기로 제공될 수 있다.
- [0073] 압력분포 획득부(140)는 제1 접촉면과 제2 접촉면 간에 가해지는 압력 분포 데이터(20)를 획득할 수 있다. 압력 분포 데이터(20)는 접촉 표면에 대해 가해지는 선형적 또는 비선형적 압력 분포에 관한 정보를 포함할 수 있다.
- [0074] 합성부(128)는 소프트맥스 처리된 특징 맵과 압력 분포 데이터(20)를 합성(concatenate) 처리하여 접촉점 분포 데이터(32) 및 접촉압력 분포 데이터(34)를 포함하는 출력 데이터(30)를 출력할 수 있다.
- [0075] 합성부(128)는 접촉점 분포 데이터(32)의 픽셀들 중 접촉점들에 해당하는 픽셀들에 가해지는 압력 분포에 해당하는 가중치를 적용함으로써, 접촉점들에 작용하는 압력 분포 데이터를 출력할 수 있다.
- [0076] 마지막 제2 컨볼루션 처리부(124)를 통해 출력되는 특징 맵은 접촉 표면 이미지(10) 및 압력 분포 데이터(20)와 동일한 크기를 가진다.

- [0077] 따라서 마지막 제2 컨볼루션 처리부(124)를 통해 출력되는 특징 맵은 압력 분포 데이터(20)의 픽셀 단위 가중치에 따라 압력 분포 데이터(20)와 픽셀 단위로 합성될 수 있다.
- [0078] 이때 합성부(128)에 의해 반영되는 가중치는 압력 분포 데이터(20)의 픽셀 단위 압력 분포와 비례하도록 설정될 수 있다.
- [0079] 예를 들어, 접촉면의 특정 영역에 강한 압력이 가해지는 경우, 해당 영역 중 접촉점에 해당하는 부분에서 큰 접촉 압력을 나타내는 접촉압력 분포 데이터(34)가 출력될 수 있다.
- [0080] 또한, 특정 영역에 동일한 힘이 가해지더라도, 해당 영역 중 접촉점에 해당하는 픽셀 개수가 적을수록, 접촉점에 해당하는 픽셀 개수가 상대적으로 많은 경우보다 접촉압력 분포 데이터(34)에서 해당 접촉점에 가해지는 압력(힘)의 크기가 크게 나타날 수 있다.
- [0081] 또한, 접촉면 중 탄성을 가지는 특정 영역에 압력이 가해질 경우, 해당 영역 중 접촉점에 해당하는 부분은 압력에 의해 변형되어 접촉점 분포가 변화될 수 있으며, 접촉면의 표면 특성 분포에 따라서도 접촉압력 분포 데이터(34)의 압력 분포가 변화될 수 있다.
- [0082] 제1 접촉면과 제2 접촉면 중 어느 하나의 접촉면이 설정된 기준 조도 미만의 평평한 면인 경우, 딥러닝 모델(120)은 다른 하나의 접촉면에 대해 획득된 접촉 표면 이미지로부터 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 데이터(32)를 포함하는 출력 데이터(30)를 출력할 수 있다.
- [0083] 표면특성 획득부(150)는 제1 접촉면 및 제2 접촉면 중 적어도 하나의 표면 특성 데이터를 획득할 수 있다. 표면 특성 데이터는 예를 들어, 측정 대상의 접촉 표면 영역별 재질(물질)이나, 탄성도(탄성계수), 경도 등과 같은 표면 특성 정보를 포함할 수 있다.
- [0084] 표면특성 획득부(150)는 미리 저장된 접촉면의 재질 분포, 탄성도 분포, 경도 분포 등의 표면 특성 데이터를 메모리에서 독출하여 딥러닝 모델(120)에 입력할 수 있다.
- [0085] 일 실시예에서, 딥러닝 모델(120)은 접촉 표면 이미지와 함께, 표면 특성 데이터를 입력받고, 컨볼루션 인공신경망에 의해 접촉점 분포 데이터(32)를 출력하여 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측할 수 있다.
- [0086] 예를 들어, 딥러닝 모델(120)은 탄성도가 높은 표면 영역(탄성계수가 낮은 표면 영역)의 경우, 탄성도가 낮은 표면 영역인 경우 보다 넓은 접촉 영역을 나타내는 접촉 분포 데이터를 출력하고, 반대의 경우 상대적으로 좁은 접촉 영역을 나타내는 접촉 분포 데이터를 출력할 수 있다.
- [0087] 본 발명의 실시예에서, 표면 측정부(130)는 제1 접촉면에 대해 획득된 제1 접촉 표면 이미지를 이용하여 제2 접촉면에 대해 획득된 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 접촉 표면 이미지를 생성할 수 있다. 딥러닝 모델(120)은 제2 접촉 표면 이미지로부터 보정된 접촉 표면 이미지를 입력받아 접촉점 분포를 출력할 수 있다.
- [0088] 일 예로, 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 접촉 표면 이미지를 생성하는 방법은 제1 접촉 표면 이미지와 제2 접촉 표면 이미지 간의 대응하는 픽셀들 간의 각 픽셀별 높이 차분값을 기초로 수행될 수 있다.
- [0089] 즉 제1 및 제2 접촉 표면 이미지들 중 서로 접촉되는 두 픽셀들의 높이를 픽셀 단위로 차분 연산하여 획득한 접촉 표면 이미지를 딥러닝 모델에 입력하여 접촉점 분포를 예측할 수 있다.
- [0090] 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법의 순서도이다. 도 1 및 도 4를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 접촉 분포 예측 방법은 딥러닝 모델 생성부(110)는 측정 대상과 관련된 접촉 표면 이미지(10)로부터 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측하기 위한 딥러닝 모델(120)을 생성할 수 있다(S110).
- [0091] 도 1, 도 2a, 도 2b 및 도 4를 참조하면, 학습 데이터 생성부(112)는 앞서 설명한 수식 1, 수식 2에 따라 랜덤 중위값 산출에 의해 프랙탈(fractal) 구조의 거친 접촉 표면을 가지는 학습 데이터를 생성할 수 있다(S112).
- [0092] 도 5a 내지 도 5c는 본 발명의 실시예에 따라 랜덤 중위값 산출에 의해 생성되는 학습 데이터의 예시도이다. 도 5a 내지 도 5c에서, 수평면 상의 두개의 축은 접촉면의 가로 및 세로 방향 변위를 나타내며, 단위는  $\mu\text{m}$ 이다. 또한, 수평면 상의 두 축에 수직인 수직축은 접촉면의 높이 분포를 나타내며, 단위는  $\mu\text{m}$ 이다.
- [0093] 도 5a 내지 도 5c를 참조하면, 랜덤 중위값 산출 과정의 반복을 통해, 접촉면의 면적(가로 및 세로 방향 변위 크기)가 증가하는 것을 알 수 있으며, 이를 통해 충분한 학습 데이터를 확보하여 딥러닝 모델을 학습할 수 있음을 알 수 있다.



- [0094] 도 5a는  $2^5 \times 2^5$  메쉬 해상도를 사용하여 생성된 랜덤 표면의 예시도이다. 도 5b는 도 5a의 랜덤 표면에 랜덤 중위값 산출의 첫번째 단계를 적용하여 생성된 거친 표면의 예시도이다. 도 5c는 도 5b의 거친 표면에 랜덤 중위값 산출의 두번째 단계를 적용하여 생성된 학습 데이터의 예시도이다.
- [0095] 본 발명의 실시예에 의하면, 랜덤 중위값 산출에 의해 프랙탈 구조의 학습 데이터를 생성하여, 충분한 학습 데이터를 이용하여 딥러닝 모델(120)을 학습할 수 있다.
- [0096] 딥러닝 모델 학습부(114)는 학습 데이터를 이용하여 딥러닝 모델(120)을 학습할 수 있다(S114). 학습 데이터와 관련된 실제 접촉 분포 데이터는 폴론스키(Polonsky)에 의해 제안된 MLMS(Multi-Level Multi-Summation) 방법의 수치해석 기법을 적용하여 획득될 수 있다.
- [0097] 딥러닝 모델(120)은 제1 접촉면 및 제2 접촉면 중 적어도 하나의 접촉 표면 이미지를 입력받고, 접촉 표면 이미지를 기반으로 컨볼루션 인공신경망에 의해 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측할 수 있다(S120).
- [0098] 이를 위해, 표면 측정부(130)는 제1 접촉면에 대해 제1 접촉 표면 이미지를 획득하고, 제2 접촉면에 대해 제2 접촉 표면 이미지를 획득할 수 있다(S122).
- [0099] 또한, 압력분포 획득부(140)는 제1 접촉면과 제2 접촉면 간에 가해지는 압력 분포 데이터를 획득할 수 있다(S122).
- [0100] 또한, 표면특성 획득부(150)는 제1 접촉면 및 제2 접촉면 중 적어도 하나의 표면 특성 데이터를 획득할 수 있다(S122).
- [0101] 딥러닝 모델(120)은 제1 접촉 표면 이미지 및/또는 제2 접촉 표면 이미지를 기반으로 접촉점 분포 데이터(32)를 출력할 수 있다.
- [0102] 일 실시예에서, 딥러닝 모델(120)은 접촉 표면 이미지와 함께, 압력 분포 데이터를 입력받고, 접촉 표면 이미지 및 압력 분포 데이터를 기반으로 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포 데이터(32)와, 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉압력 분포 데이터(34)를 포함하는 출력 데이터(30)를 출력할 수 있다(S124).
- [0103] 일 실시예에서, 딥러닝 모델(120)은 접촉 표면 이미지와 함께, 표면 특성 데이터를 입력받고, 컨볼루션 인공신경망에 의해 접촉점 분포 데이터(32)를 출력하여 제1 접촉면과 제2 접촉면 간의 접촉점 분포를 예측할 수 있다.
- [0104] 본 발명의 실시예에서, 표면 측정부(130)는 제1 접촉 표면 이미지를 이용하여 제2 접촉 표면 이미지를 보정하여 접촉 표면 이미지를 생성할 수 있다. 딥러닝 모델(120)은 제2 접촉 표면 이미지로부터 보정된 접촉 표면 이미지를 입력받아 접촉점 분포를 출력할 수 있다.
- [0105] 도 6a은 본 발명의 실시예에 따라 예측된 접촉 분포 데이터의 예시도, 도 6b는 MLMS(Multi-Level Multi-Summation) 알고리즘에 의해 산출된 접촉 분포 데이터의 예시도이다. 도 7은 랜덤 중위값 산출에 의해 생성된 학습 데이터를 이용하여 학습된 딥러닝 모델의 학습 정확도를 나타낸 도면이다.
- [0106] 도 6b에서 본 발명의 실시예에 따라 컨볼루션 기반 인공신경망에 의해 예측된 접촉점들에 해당하는 픽셀들은 하늘색으로 도시되어 있으며, 접촉점이 아닌 픽셀들은 파란색으로 도시되어 있다.
- [0107] 도 7에 도시된 바와 같이, 본 발명의 실시예에 따라 4,000 세트의 학습 데이터를 이용하여 학습된 딥러닝 모델을 기반으로 예측된 접촉 분포 데이터는 95% 이상의 높은 훈련 정확도(training accuracy)를 나타내는 것으로 측정되었다.
- [0108] 도 8은 3개의 접촉 표면 이미지로부터 본 발명의 실시예에 따라 각각 예측된 접촉 분포 데이터와, MLMS 알고리즘에 의해 산출된 접촉 분포 데이터를 비교하여 나타낸 예시도이다.
- [0109] 도 8에서 본 발명의 실시예에 따라 컨볼루션 기반 인공신경망에 의해 예측된 접촉점들에 해당하는 픽셀들은 노랑색으로 도시되어 있으며, 접촉점이 아닌 픽셀들은 파란색으로 도시되어 있다.
- [0110] 도 8에 도시된 바와 같이, 본 발명의 실시예에 따라 예측된 접촉 분포 데이터는 MLMS 알고리즘에 의해 예측된 접촉 분포 데이터와 거의 유사한 패턴으로 출력되었다.
- [0111] 본 발명의 실시예에 따라 예측되는 접촉 분포 데이터는 94.57%의 평균 정확도, 48.91%의 정밀도, 95.50%의 리콜, 87.10%의 IoU(Intersection of Union) 값을 나타내었다. 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 리콜

(Recall), IoU의 정의는 아래의 표 1 및 수식 3 내지 수식 6과 같다.

표 1

TRUE	Predicted	
	Contact	NonContact
Contact	TP	FN
NonContact	FP	TN

[수식 3]

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total\ N_{pixel}} \times 100(\%)$$

[수식 4]

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100(\%)$$

[수식 5]

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100(\%)$$

[수식 6]

$$IoU = \frac{groud\ truth \cap prediction}{groud\ truth \cup prediction} \times 100(\%)$$

수식 3 내지 수식 6에서, 'Total N<sub>pixel</sub>'은 예측된 접촉 분포 데이터의 전체 픽셀 개수, 'groud truth'는 MLMS 알고리즘에 의해 예측된 접촉점에 해당하는 픽셀, 'prediction'은 본 발명에 따라 예측된 접촉점에 해당하는 픽셀을 나타낸다.

상술한 바와 같이 본 발명의 실시예에 의하면, 컨볼루션 인공신경망 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 접촉 표면 이미지로부터 접촉점 분포를 빠르고 정확하게 예측할 수 있다.

따라서, 본 발명의 실시예에 의하면, 종래의 접촉 역학 기반의 수치 해석 방법에 의해 도출하기 어려운 마이크로 스케일 조도를 가지는 거친 접촉 표면의 접촉점 분포를 높은 정확도로 예측할 수 있으며, 접촉점 분포 예측을 위한 연산 시간 또한 크게 단축할 수 있다.

이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다. 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 청구범위와 균등한 것들도 후술하는 청구범위의 범위에 속한다.

### 부호의 설명

- |                 |                  |
|-----------------|------------------|
| 10: 접촉 표면 이미지   | 20: 압력 분포 데이터    |
| 30: 출력 데이터      | 32: 접촉점 분포 데이터   |
| 34: 접촉압력 분포 데이터 | 100: 접촉 분포 예측 장치 |

- 110: 딥러닝 모델 생성부

114: 딥러닝 모델 학습부

122: 제1 컨볼루션 처리부

122b: 풀링부

124a: 업 샘플링부

126: 소프트맥스부

130: 표면 측정부

150: 표면특성 획득부
- 112: 학습 데이터 생성부

120: 딥러닝 모델

122a: 제1 컨볼루션부

124: 제2 컨볼루션 처리부

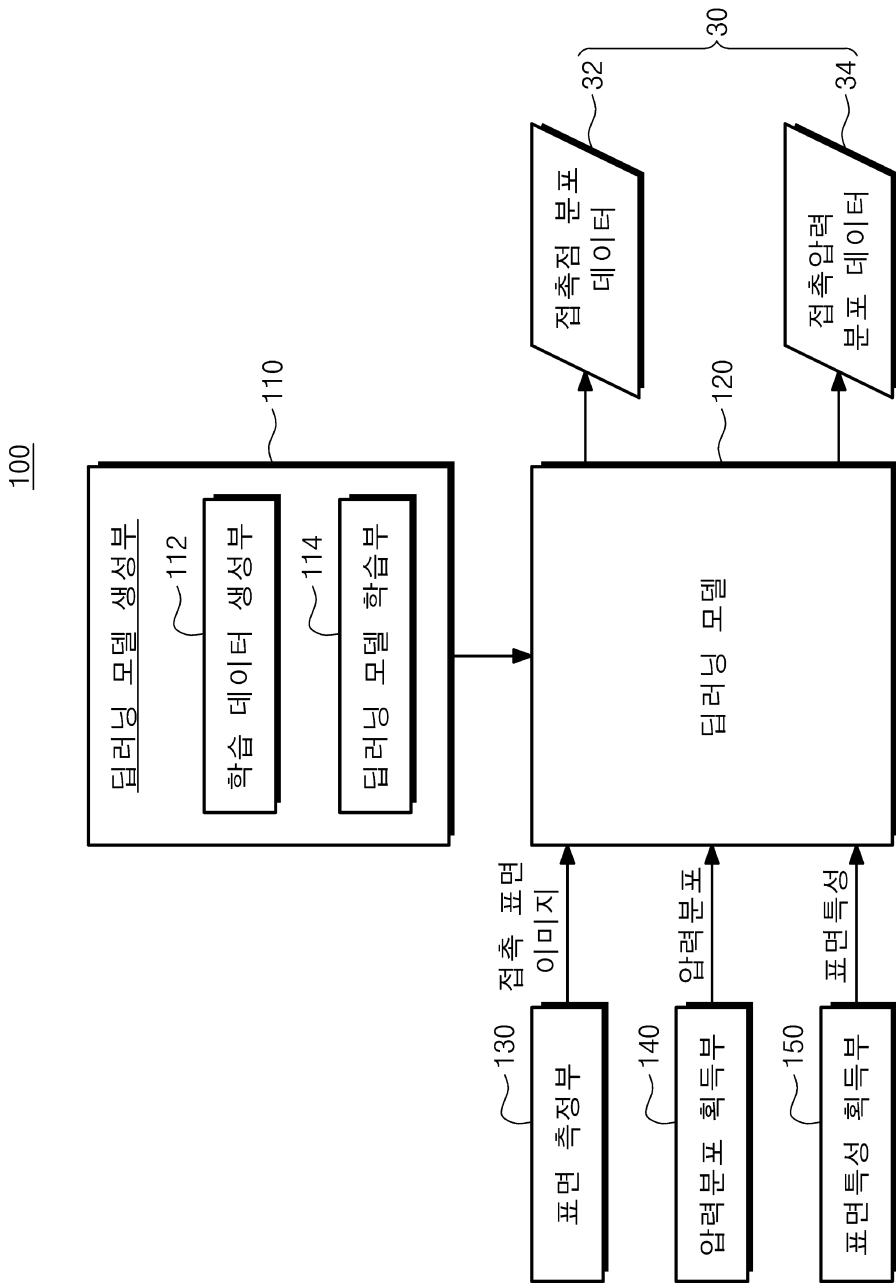
124b: 제2 컨볼루션부

128: 합성부

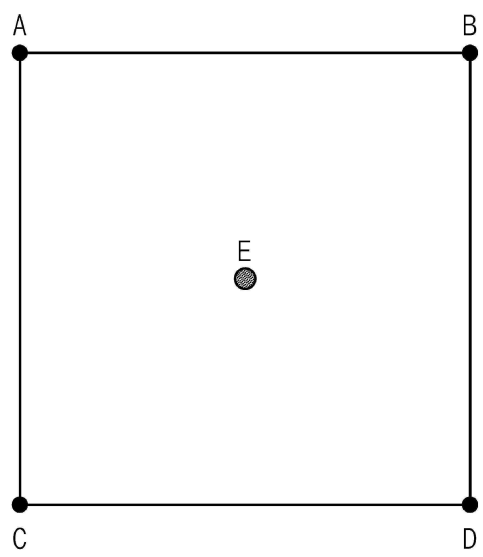
140: 압력분포 획득부

도면

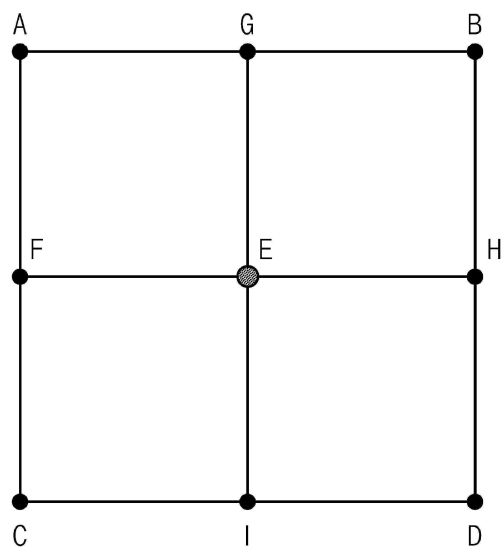
도면1



도면2a

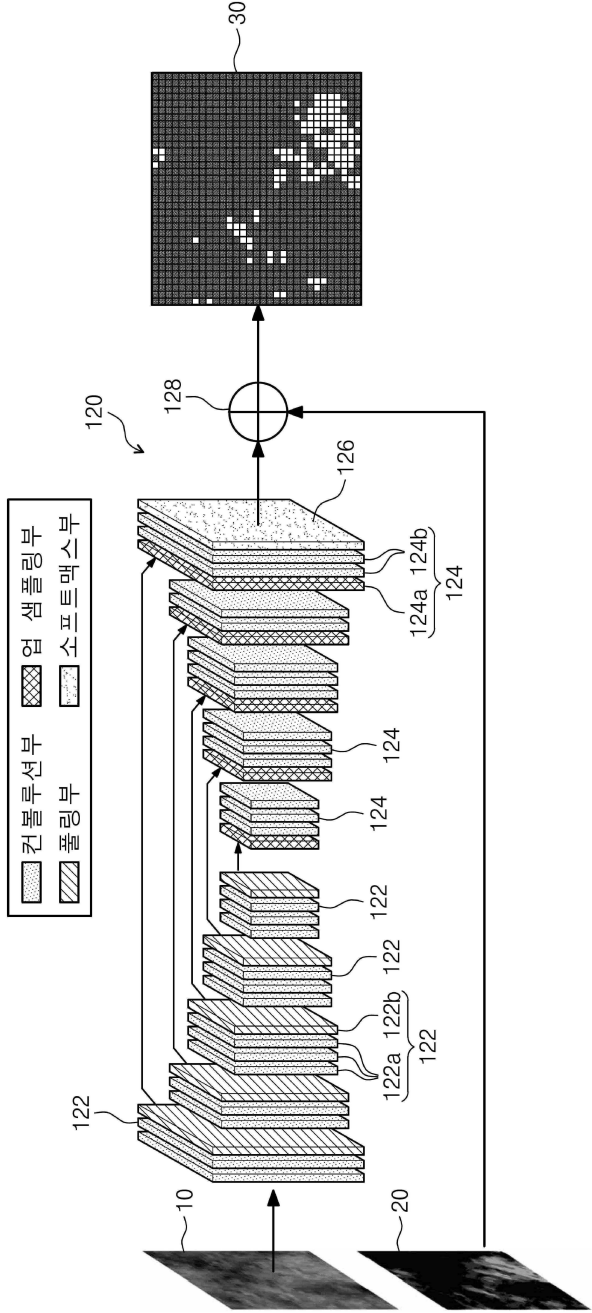


도면2b

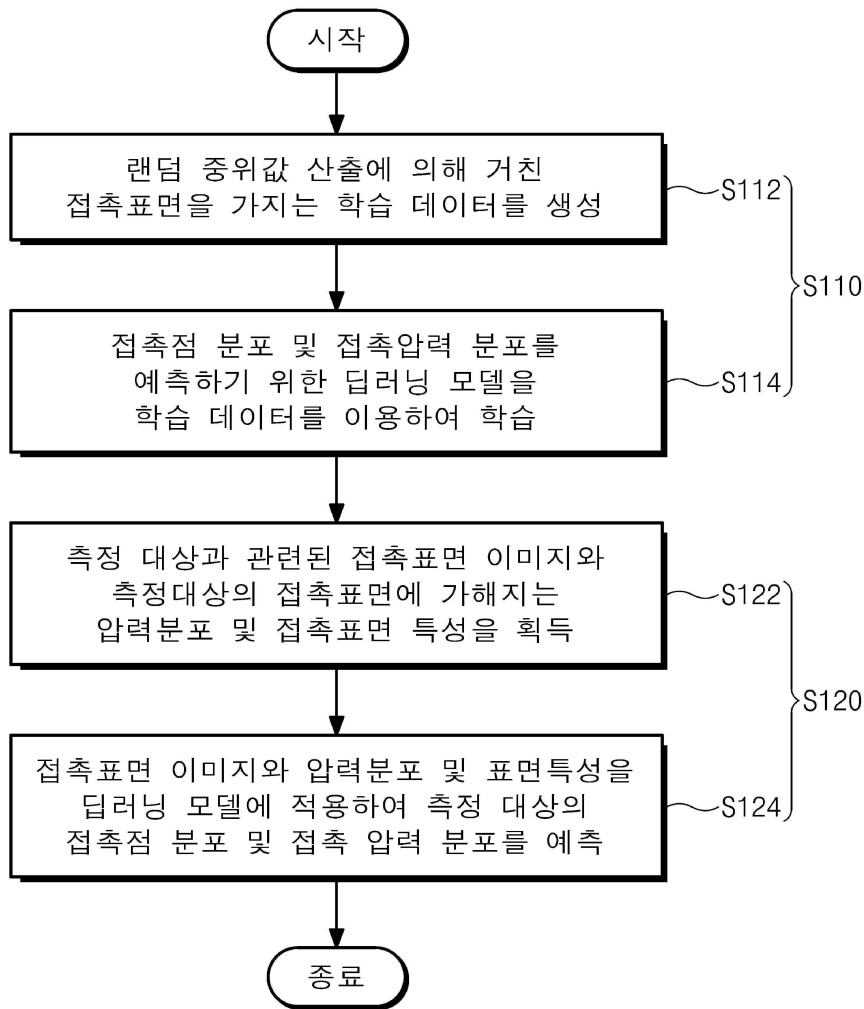




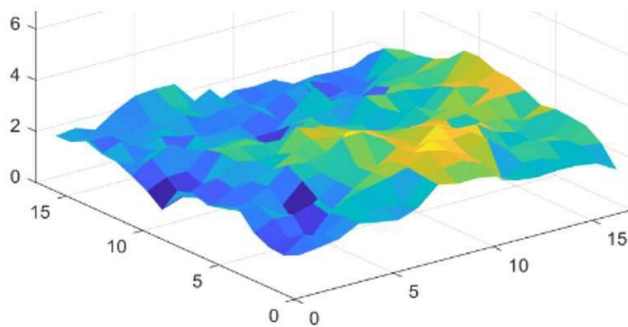
도면3



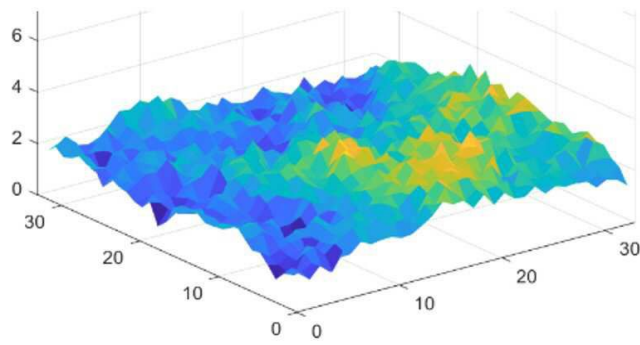
도면4



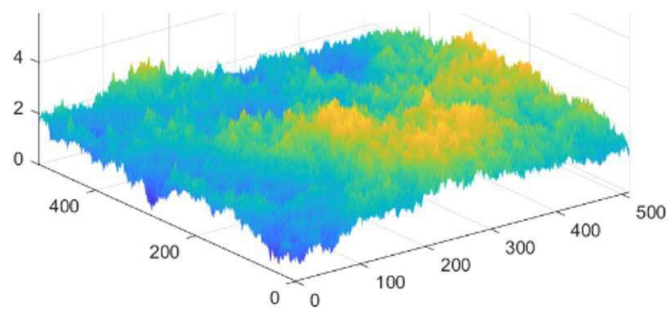
도면5a



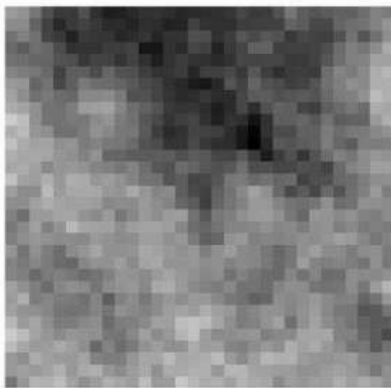
도면5b



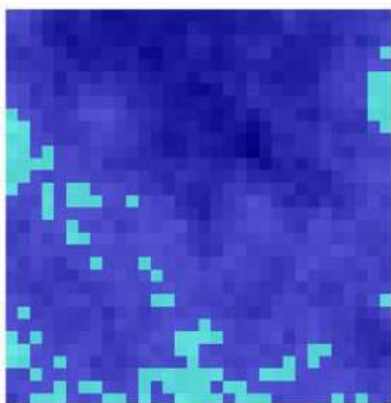
도면5c



도면6a



도면6b



도면7



도면8

