(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년03월22일
(11) 등록번호 10-2377367
(24) 등록일자 2022년03월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01M 5/00 (2006.01) *G01N 3/06* (2006.01)
G06N 3/04 (2006.01) *G06N 3/08* (2006.01)
G06T 1/00 (2006.01) *G06T 3/00* (2019.01)
(52) CPC특허분류
G01M 5/0041 (2013.01)
G01M 5/0033 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0014650
(22) 출원일자 2020년02월07일
심사청구일자 2020년02월07일
(65) 공개번호 10-2021-0100825
(43) 공개일자 2021년08월18일
(56) 선행기술조사문헌
KR101447833 B1*
KR102034248 B1
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
경북대학교 산학협력단
대구광역시 북구 대학로 80 (산격동, 경북대학교)
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
한국재료연구원
경상남도 창원시 성산구 창원대로 797 (상남동)
(72) 발명자
김지식
대구광역시 달서구 월배로5길 76, 217동 2701호(유천동, 대구월배2차 아이파크)
손기선
서울특별시 강남구 언주로146길 18, 4동 1306호(논현동, 동현아파트)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
남건필, 박종수, 차상윤

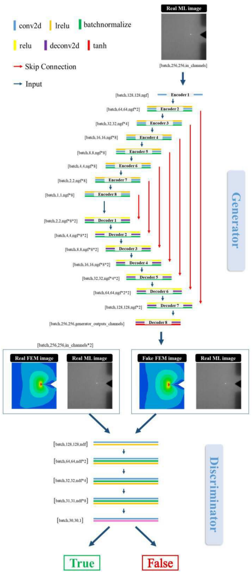
전체 청구항 수 : 총 17 항 심사관 : 김창섭

(54) 발명의 명칭 **미케노발광 및 이중 인공 지능을 이용하여 대상체의 물리값을 산출하는 방법 및 장치**

(57) 요 약

본 발명은 미케노발광 (mechano-luminescence), 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network), 및 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network)을 이용하여 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법 및 상기 물리량을 산출하기 위한 장치에 관한 것이다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G01N 3/06 (2020.05)
G06N 3/0454 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
G06T 1/0007 (2013.01)
G06T 3/00 (2019.01)
(72) 발명자
권용남
경상남도 창원시 성산구 삼정자로 79(성주동, 유니온빌리지)

안성연
부산광역시 사하구 다대낙조1길 42, 102동 2004호 (다대동, 성원아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711092682
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	미래소재디스커버리지원(R&D)
연구과제명	휴리스틱스 전산기반 기능성 무기소재 창제 연구
기 여 율	25/100
과제수행기관명	세종대학교 산학협력단
연구기간	2019.02.04 ~ 2020.01.03

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711087825
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	압광기반 동적 파괴역학의 새로운 지평
기 여 율	50/100
과제수행기관명	경북대학교산학협력단
연구기간	2019.03.01 ~ 2020.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	POC3330
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	국가과학기술연구회
연구사업명	민간수탁활성화지원사업
연구과제명	기계 발광 소재를 이용한 피로균열길이 정량화 기법 개발(1/1)
기 여 율	25/100
과제수행기관명	한국기계연구원 부설 재료연구소
연구기간	2019.04.01 ~ 2019.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

미케노발광(mechano-luminescence, ML) 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 단계;

사전 학습된 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)에 의해, 상기 수신된 미케노발광 이미지로부터 가짜(Fake) 유한요소법(Finite Element Method, FEM) 이미지를 생성하는 단계;

사전 학습된 컨볼류션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)에 의해, 상기 가짜 FEM 이미지로부터 대상체의 물리값을 산출하는 단계; 및

FEM 분석 프로그램을 이용하여 생성된 상기 미케노발광 이미지에 대한 FEM 이미지를 상기 GAN에 제공하여 가짜 미케노발광 이미지를 생성하고, 상기 CNN에 의해 상기 가짜 미케노발광 이미지로부터 상기 대상체의 제2 물리값을 산출하며, 이를 상기 물리값과 비교하여 상기 물리값의 정확도를 검증하는 단계;를 포함하는,

대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 카메라, 다중 채널 데이터 링크 장치, 센서, 또는 이들의 조합에 의해 상기 미케노발광 이미지를 취득하는 단계를 추가로 포함하는 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 3

미케노발광(mechano-luminescence, ML) 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 단계;

사전 학습된 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)에 의해, 상기 수신된 미케노발광 이미지로부터 가짜(Fake) 유한요소법(Finite Element Method, FEM) 이미지를 생성하는 단계; 및

사전 학습된 컨볼류션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)에 의해, 상기 가짜 FEM 이미지로부터 대상체의 물리값을 산출하는 단계;를 포함하고,

딥 러닝에 의해 수행되는 상기 GAN과 상기 CNN의 사전 학습은,

복수의 상기 미케노발광 이미지와 복수의 상기 FEM 이미지를 포함하는 학습 데이터 세트를 상기 GAN에 제공하여 상기 학습 데이터 세트의 상기 미케노발광 이미지를 가짜 FEM 이미지로 변환하거나 상기 학습 데이터 세트의 상기 FEM 이미지를 가짜 미케노발광 이미지로 변환시키는 것을 포함하는 방식에 의해 GAN을 사전 학습시키는 단계, 및

상기 GAN에 의해 변환된 가짜 FEM 이미지 또는 가짜 미케노발광 이미지를 CNN에 제공하여 물리값을 각각 산출하는 것을 포함하는 방식에 의해 CNN을 사전 학습시키는 단계를 포함하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 CNN에 의해 산출된 물리값의 정확도를 검증하는 단계로서,

상기 검증 단계는, FEM 분석 프로그램에 의해, 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 상기 미케노발광 이미지로부터 FEM 이미지를 얻는 단계,

GAN에 상기 FEM 이미지를 제공하고 이로부터 GAN에 의해 가짜 미케노발광 이미지를 생성하는 단계,

상기 생성된 가짜 미케노발광 이미지를 CNN에 제공하고 이로부터 CNN에 의해 대상체의 제2 물리값을 산출하는 단계, 및

상기 제2 물리값을 상기 대상체의 물리값과 비교하는 단계를 포함하는 것인 단계를 추가로 포함하는 것을 특징

으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 5

미케노발광(mechano-luminescence, ML) 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 단계;

적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)에 의해, 상기 수신된 미케노발광 이미지로부터 가짜(Fake) 유한요소법(Finite Element Method, FEM) 이미지를 생성하는 단계;

컨볼류션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)에 의해, 상기 가짜 FEM 이미지로부터 대상체의 물리값을 산출하는 단계; 및

상기 CNN에 의해 산출된 물리값의 정확도를 검증하는 단계를 포함하고,

상기 검증 단계는, FEM 분석 프로그램에 의해, 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 상기 미케노발광 이미지로부터 FEM 이미지를 얻는 단계,

상기 FEM 이미지로부터 컴퓨터 프로그램에 의해 대상체의 제3 물리값을 산출하는 단계, 및

상기 제3 물리값을 상기 대상체의 물리값과 비교하는 단계를 포함하는 것인, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 6

제1항, 제4항 및 제5항 중 선택된 어느 한 항에 있어서, 상기 검증 단계에서 두 물리값이 서로 다를 경우, GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 추가로 학습시키는 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 7

제1항, 제3항 및 제5항 중 선택된 어느 한 항에 있어서, 상기 대상체가 구조물 또는 전자 피부인 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 8

제1항, 제3항 및 제5항 중 선택된 어느 한 항에 있어서, 상기 대상체가 구조물이고, 상기 물리값이 응력 확대 계수(stress intensity factor)인 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법.

청구항 9

제1항, 제3항 및 제5항 중 선택된 어느 한 항에 기재된 방법을 사용하는 것을 특징으로 하는, 구조물의 안전 진단 방법.

청구항 10

미케노발광 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 미케노발광 이미지 수신부; GAN 기반의 이미지 변환부; 상기 이미지 변환부로부터 변환 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 물리값을 산출하는 CNN 기반의 이미지 분석부; 및 복수의 미케노발광 이미지와 복수의 FEM 이미지를 포함하는 학습 데이터 세트를 생성하는 학습 데이터 생성부를 포함하고,

상기 GAN 기반의 이미지 변환부에서 상기 GAN은 상기 학습 데이터 생성부로부터 학습 데이터 세트를 제공받고 상기 학습 데이터 세트의 상기 미케노발광 이미지를 가짜 FEM 이미지로 변환하거나 상기 학습 데이터 세트의 상기 FEM 이미지를 가짜 미케노발광 이미지로 변환시키는 것을 포함하는 방식에 의해 딥 러닝으로 사전 학습된 것이고,

상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 상기 CNN은 상기 GAN가 사전 학습을 위해 변환시킨 상기 가짜 FEM 이미지 또는 가짜 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 각각의 물리값을 산출하는 것을 포함하는 방식에 의해 딥 러닝으로 사전 학습된 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 11

제10항에 있어서, 상기 이미지 변환부는 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고

이를 GAN에 의해 가짜 FEM 이미지로 변환하고,

상기 이미지 분석부는 상기 이미지 변환부로부터 가짜 FEM 이미지를 제공받고 이로부터 CNN에 의해 대상체의 물리값을 산출하는 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 12

제10항에 있어서, 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부를 추가로 포함하는 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 13

삭제

청구항 14

미케노발광 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 미케노발광 이미지 수신부; GAN 기반의 이미지 변환부; 상기 이미지 변환부로부터 변환 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 물리값을 산출하는 CNN 기반의 이미지 분석부; 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부; 및 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부를 포함하고,

상기 이미지 변환부는 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이를 GAN에 의해 가짜 FEM 이미지로 변환하고,

상기 이미지 분석부는 상기 이미지 변환부로부터 가짜 FEM 이미지를 제공받고 이로부터 CNN에 의해 대상체의 물리값을 산출하고,

상기 GAN 기반의 이미지 변환부에서 상기 GAN은 상기 FEM 이미지 생성부로부터 상기 FEM 이미지를 제공받고 이를 가짜 미케노발광 이미지로 변환하고,

상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 상기 CNN은 상기 이미지 변환부로부터 가짜 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 제2 물리값을 산출하고,

상기 검증부는 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 대상체의 상기 물리값을 대상체의 상기 제2 물리값과 비교하는 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 15

미케노발광 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 미케노발광 이미지 수신부; GAN 기반의 이미지 변환부; 상기 이미지 변환부로부터 변환 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 물리값을 산출하는 CNN 기반의 이미지 분석부; 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부; 상기 FEM 이미지로부터 컴퓨터 프로그램에 의해 대상체의 제3 물리값을 산출하는 FEM 이미지 분석부; 및 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부를 포함하고,

상기 검증부는 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 대상체의 상기 물리값을 대상체의 상기 제3 물리값과 비교하는 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 16

제14항 또는 제15항에 있어서, 상기 검증부에서 비교한 결과, 두 물리값이 서로 다를 경우, GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 학습할 것을 명령하는 명령부를 추가로 포함하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 17

제10항, 제14항 및 제15항 중 선택된 어느 한 항에 있어서, 상기 대상체가 구조물 또는 전자 피부인 것을 특징

으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

청구항 18

제10항, 제14항 및 제15항 중 선택된 어느 한 항에 있어서, 상기 대상체가 구조물이고 상기 물리값이 응력 확대 계수인 것을 특징으로 하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 미케노발광 및 이중 인공 지능, 구체적으로 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN), 및 컨볼류션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 이용하여 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법 및 상기 물리값을 산출하기 위한 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 미케노발광 (Mechanoluminescence, ML)은 고체에 대해 장력, 전단력, 압력, 토크, 진동, 마찰, 파단 등과 같은 기계적 자극이 가해짐으로 인해 고체가 발광하는 것이다. C.N.Xu 가 $SrAl_2O_3:Eu^{2+}$에 기반하여 강하고 재현성있는 미케노발광을 발견한 이래, 미케노 발광에 대한 연구가 다양하고 활발하게 이루어졌으며, 상기 미케노발광을 박막, 페인트, 패치, 및 피부와 같은 다양한 재료에 적용함으로써 재료의 응력(stress) 또는 변형력(strain)을 시각화할 수 있게 되었다. 미케노발광 물질 중에서도 $SrAl_2O_4$:Eu,Dy(SAO) 및 ZnS:Cu 계 물질들의 경우 이들은 외부에서 가해진 응력 및 응력속도 수준에 비례하여 가시적인 미케노발광 특성을 나타내는 바, 최근에는, 응력 및 변형률과 관련된 대면적 진단 센서 및 그 소자로서의 가능성에 기초하여 본격적인 연구가 시작되었다.

[0003] 미케노발광 소재 및 소자 개발의 응용분야로는 형광 페인트나 박막 형태로 제조되어, 교량, 터널, 항공기, 인공장기, 및 나노 프린트 디바이스 등과 같은 다양한 응력을 받고 있는 소재의 표면에 적용됨으로써 실시간으로 가해지는 응력과 변형의 정도 및 그 변화를 가시적으로 표시하는 멀티스케일 안전진단 분야가 가장 우선적으로 고려될 수 있다. 여기에 더하여, 최근 미케노발광 소재와 유연 폴리머의 혼합을 통한 기능성 복합 유연소자 개발 시도가 도입되면서, 미케노발광 연구의 응용분야는 급격하게 확산되어 서명, 음성, 걸음걸이 등을 가시화된 형태로 추출하고 검증하는 모션 바이오 메트릭스로부터, 피부, 세포 및 장기 내부 진단과 같은 생체 진단 기술에 이르기까지 다양한 분야로의 기술 접목이 이루어지고 있다.

[0004] 그럼에도 불구하고 아직까지 상업적 측면에서의 유의미한 미케노발광 기술의 제시는 전혀 이루어지지 못하고 있는데, 이는 전적으로 미케노 발광 기반의 계측 및 평가 기술이 표준화하는데 있어서 매우 곤란한 기술적 난점들을 내재하고 있기 때문이다. 이러한 미케노발광 현상의 계측 값에 대한 표준 분석 과정이 가지는 난점은 이미 모든 미케노-발광 응용분야들에서 공통적으로 부각되어온 문제이며, 따라서 동 분야에서 공히 지적되고 있는 미케노발광 소재 개선, 보다 향상된 미케니즘의 정밀 규명, 및 계측기술 표준화와 같은 3 대 연구난제 중에서도 최우선적으로 해결되어야 할 문제로 지목되고 있는 실정이다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 일 목적은, 대상체의 물리량 (예를 들어, 응력 또는 변형률)을 미케노발광 이미지로부터 계측할 수 있는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0006] 본 발명의 상기 목적은 미케노발광과, 이중 인공 지능, 구체적으로 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN) 및 컨볼류션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)을 이용함으로써 달성될 수 있었다.

[0007] 본 발명의 일 양태에 따르면, 본 발명은 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 단계; GAN에 의해, 상기 수신된 미케노발광 이미지로부터 가짜(Fake) 유한요소법(Finite Element Method, FEM) 이미지를 생성하는 단계; 및 CNN에 의해, 상기 가짜 FEM 이미지로부터 대상체의 물리값을 산출하는 단계를 포함하는, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법을 제공한다.

[0008] 본 발명의 일 구현예에 따르면, 상기 방법은 상기 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 카메라, 다중 채널 데이터 링크 장치, 센서, 또는 이들의 조합에 의해 상기 미케노발광 이미지를 취득하는 단계를 추가로 포함할 수 있다.

[0009] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 방법은 FEM 분석 프로그램에 의해, 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 상기 미케노발광 이미지로부터 FEM 이미지를 얻는 단계; 및 GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 사전 학습시키는 단계로서, 상기 사전 학습 단계는, 복수의 상기 미케노발광 이미지와 복수의 상기 FEM 이미지를 포함하는 학습 데이터 세트를 상기 GAN에 제공하여 상기 학습 데이터 세트의 상기 미케노발광 이미지를 가짜 FEM 이미지로 변환하거나 상기 학습 데이터 세트의 상기 FEM 이미지를 가짜 미케노발광 이미지로 변환시키는 것을 포함하는 방식에 의해 GAN을 사전 학습시키는 단계, 및 상기 GAN에 의해 변환된 가짜 FEM 이미지 또는 가짜 미케노발광 이미지를 CNN에 제공하여 물리값을 각각 산출하는 것을 포함하는 방식에 의해 CNN을 사전 학습시키는 단계를 포함하는 것인 단계를 추가로 포함할 수 있다.

[0010] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 방법은 상기 CNN에 의해 산출된 물리값의 정확도를 검증하는 단계로서, 상기 검증 단계는, FEM 분석 프로그램에 의해, 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 상기 미케노발광 이미지로부터 FEM 이미지를 얻는 단계, GAN에 상기 FEM 이미지를 제공하고 이로부터 GAN에 의해 가짜 미케노발광 이미지를 생성하는 단계, 상기 생성된 가짜 미케노발광 이미지를 CNN에 제공하고 이로부터 CNN에 의해 대상체의 제2 물리값을 산출하는 단계, 및 상기 제2 물리값을 상기 대상체의 물리값과 비교하는 단계를 포함하는 것인 단계를 추가로 포함할 수 있다.

[0011] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 방법은 상기 CNN에 의해 산출된 물리값의 정확도를 검증하는 단계로서, 상기 검증 단계는, FEM 분석 프로그램에 의해, 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 상기 미케노발광 이미지로부터 FEM 이미지를 얻는 단계, 상기 FEM 이미지로부터 컴퓨터 프로그램에 의해 대상체의 제3 물리값을 산출하는 단계, 및 상기 제3 물리값을 상기 대상체의 물리값과 비교하는 단계를 포함하는 것인 단계를 추가로 포함할 수 있다.

[0012] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 방법은 상기 검증 단계에서 두 물리값이 서로 다를 경우, GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 학습시키는 단계를 추가로 포함할 수 있다.

[0013] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 대상체는 구조물 또는 전자 피부일 수 있고, 상기 물리값은 응력 확대 계수(stress intensity factor), 예를 들어 소성 응력 확대 계수일 수 있다.

[0014] 본 발명의 다른 일 양태에 따르면, 본 발명은 상기 기재된 방법을 사용하는 것을 특징으로 하는, 구조물의 안전 진단 방법을 제공한다.

[0015] 본 발명의 다른 일 양태에 따르면, 본 발명은 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 미케노발광 이미지 수신부; GAN 기반의 이미지 변환부; 및 상기 이미지 변환부로부터 변환 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 물리값을 산출하는 CNN 기반의 이미지 분석부를 포함하는, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치를 제공한다.

[0016] 본 발명의 일 구현예에 따르면, 상기 장치에서 상기 이미지 변환부는 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이를 GAN에 의해 가짜 FEM 이미지로 변환하고, 상기 이미지 분석부는 상기 이미지 변환부로부터 가짜 FEM 이미지를 제공받고 이로부터 CNN에 의해 대상체의 물리값을 산출할 수 있다.

[0017] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 장치는 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부를 추가로 포함할 수 있다.

[0018] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 장치는 복수의 미케노발광 이미지와 복수의 FEM 이미지를 포함하는 학습 데이터 세트를 생성하는 학습 데이터 생성부를 추가로 포함하고, 상기 GAN 기반의 이미지 변환부에서 상기 GAN은 상기 학습 데이터 생성부로부터 학습 데이터 세트를 제공받고 상기 학습 데이터 세트의 상기 미케노발광 이미지를 가짜 FEM 이미지로 변환하거나 상기 학습 데이터 세트의 상기 FEM 이미지를 가짜 미케노발광 이미지로 변환시키는 것을 포함하는 방식에 의해 딥 러닝으로 사전 학습된 것이고, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 상기 CNN은 상기 GAN가 사전 학습을 위해 변환시킨 상기 가짜 FEM 이미지 또는 가짜 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 각각의 물리값을 산출하는 것을 포함하는 방식에 의해 딥 러닝으로 사전 학습된 것일 수 있다.

[0019] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 장치는 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를

제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부 및 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부를 추가로 포함하고, 상기 GAN 기반의 이미지 변환부에서 상기 GAN은 상기 FEM 이미지 생성부로부터 상기 FEM 이미지를 제공받고 이를 가짜 미케노발광 이미지로 변환하고, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 상기 CNN은 상기 이미지 변환부로부터 가짜 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 제2 물리값을 산출하고, 상기 검증부는 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 대상체의 상기 물리값을 대상체의 상기 제2 물리값과 비교할 수 있다.

[0020] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 장치는 상기 미케노발광 이미지 수신부로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부, 상기 FEM 이미지로부터 컴퓨터 프로그램에 의해 대상체의 제3 물리값을 산출하는 FEM 이미지 분석부, 및 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부를 추가로 포함하고, 상기 검증부는 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 대상체의 상기 물리값을 대상체의 상기 제3 물리값과 비교할 수 있다.

[0021] 본 발명의 다른 일 구현예에 따르면, 상기 장치는 상기 검증부에서 비교한 결과, 두 물리값이 서로 다를 경우, GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 학습할 것을 명령하는 명령부를 추가로 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0022] 본 발명에 따르면, 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 미케노발광 이미지를 얻고 상기 미케노발광 이미지로부터 응력 확대 계수와 같은 대상체의 물리값을 구할 수 있다. 이에 따라, 본 발명은 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 카메라 등과 같은 촬상 장치 또는 센서 등에 의해 직접적으로 얻어진 미케노발광 이미지를 사용하여 인공 지능에 의해 계측할 수 있으므로, 대상체의 물리값을 비파괴적이고 비접촉식으로 구할 수 있다는 장점이 있다. 또한, 본 발명에 따르면 상기 미케노발광 이미지로부터 인공지능에 의해 대상체의 물리값을 단시간에 직접적으로 산출할 수 있는 바, 대상체의 상태, 예를 들어 대상체의 균열에 따른 안전 문제 등을 실시간으로, 또한 인력의 주관적 개입 없이 자동으로 진단 또는 모니터링할 수 있다는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 실제 미케노발광 이미지로부터 GAN에 의해 가짜 FEM 이미지를 얻는 과정을 보여주는 도식도이다.

도 2는 가짜 FEM 이미지로부터 CNN에 의해 물리값 (K_p^{AI})을 얻는 과정을 보여주는 도식도이다.

도 3은 실시예 1에 따라 소형 인장(compact tension, CT) 시편과 인장 시편을 제작하기 위한 전체적 과정을 도시한다.

도 4(a)는 실시예 1에 따라 제작된 CT 시편의 치수 (왼쪽)와 실제 시편 (오른쪽)을 보여주는 개략도가 도시되어 있으며, 도 4(b)에는 인장 시편의 치수 (왼쪽)와 실제 시편 (오른쪽)을 보여주는 개략도가 도시되어 있다.

도 5는 실시예 1에 따른 시편의 인장 시험을 수행하는 전체 실험 설정을 도시한다.

도 6은 실시예 2에 따라 ABAQUS 프로그램에 의해 FEM 이미지를 구하는 단계를 도시하는 것으로서 도 6(a)는 소형 인장 시편 모델을 도시하고 도 6(b)는 로딩 홀의 중심부에 경계 조건을 적용하기 위해 로딩 홀의 중심부와 각 표면을 커플링하는 단계를 도시하고 도 6(c)와 도 6(d)는 경계 조건을 적용하는 단계를 도시하고 도 6(e)는 경계선을 설정하는 단계를 도시하고 도 6(f)는 균열 전반부 및 균열 방향을 정의하는 단계를 도시하고 도 6(g)는 전체 구조를 그물화하는 단계를 도시하고 도 6(h)은 응력 분포를 가시화하는 단계를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 이하, 본 발명에 대해 보다 용이하게 이해하고 실시할 수 있도록 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.

[0025] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로서 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다.

[0026] 본 출원에서, "포함하다", "가지다" 또는 “구비하다”등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0027] 또한, 본 발명에 나타나는 구성부들은 서로 다른 특징적인 기능을 나타내기 위해 독립적으로 도시되는 것으로, 각 구성부들이 분리된 하드웨어나 하나의 소프트웨어 구성단위로 이루어짐을 의미하지 않는다. 즉, 각 구성부는 설명의 편의상 각각의 구성부로 나열하고 기술되고, 각 구성부 중 적어도 두 개의 구성부가 합쳐져 하나의 구성부로 이루어지거나, 하나의 구성부가 복수 개의 구성부로 나뉘어져 기능을 수행할 수 있다. 이러한 각 구성부의 통합된 구현에 및 분리된 구현예도 본 발명의 본질에서 벗어나지 않는 한 본 발명의 권리 범위에 포함된다.

[0028] 본 발명에서 미케노발광 재료는 기계적 자극이 인가되는 경우에 이에 대응되는 광을 발광하는 기능성 재료로서, 공지의 미케노발광 재료가 제한 없이 적용될 수 있다. 예를 들어, 상기 미케노발광 재료는 $SrAl_2O_4$ (Eu, Dy, Nd) 압광 세라믹 분말을 포함할 수 있으며, 상기 분말에 에폭시 또는 우레탄과 같은 레진, UV 흡수제, 가소제, 경화제, 안료 등을 배합한 것일 수 있다. 상기 미케노발광 재료는 페인트의 형태일 수 있다.

[0029] 본 발명에서 대상체는 구조물 (예를 들어, 교량, 터널, 건물 외벽, 항공기 등), 박막, 피부 (예를 들어 전자 피부) 등을 포함할 수 있다.

[0030] 또한, 상기 미케노발광 재료는 상기 대상체에 도포에 의해 적용될 수 있으며, 구체적으로 상기 미케노발광 재료를 상기 대상체의 표면에 일정 두께로 도포함으로써 적용될 수 있다.

[0031] 본 발명에서 물리값은 응력, 변형력 등일 수 있으며, 바람직하게는 응력 확대 계수, 예를 들어 탄성 또는 소성 응력 확대 계수일 수 있다.

[0032] 상기 응력 확대 계수(stress intensity factor, SIF)는 균열이 성장하기 쉬운 정도를 정량화하여 표시하는 값으로서, 아주 동떨어진 평균 인장 응력 σ_∞가 부하되었을 때 균열(龜裂) 선단에서의 응력 집중이 어느 정도가 되면 파괴에 영향을 미치는가를 나타내는 계수를 의미한다.

[0033] 인공 지능(artificial intelligence, AI)은, 인간의 지능으로 할 수 있는 사고, 학습, 자기계발 등을 컴퓨터가 할 수 있도록 하는 방법을 연구하는 컴퓨터 공학 및 정보기술의 한 분야로, 컴퓨터가 인간의 지능적인 행동을 모방할 수 있도록 하는 것을 의미할 수 있다.

[0034] 기계 학습(machine learning)은 인공 지능의 한 분야로, 컴퓨터에 명시적인 프로그램 없이 배울 수 있는 능력을 부여하는 연구 분야를 포함할 수 있다. 구체적으로, 기계 학습은 경험적 데이터를 기반으로, 학습 데이터 (트레이닝 데이터) 세트 및/또는 테스트 데이터 세트를 생성하여 학습을 하여 학습된 모델을 결정하고, 예측을 수행하고 스스로의 성능을 향상시키는 시스템과 이를 위한 알고리즘을 연구하고 구축하는 기술이라 할 수 있다. 기계 학습의 알고리즘들은 엄격하게 정해진 정적인 프로그램 명령들을 수행하는 것이라기보다는, 입력 데이터를 기반으로 예측이나 결정을 이끌어내기 위해 특정한 모델을 구축하는 방식을 취할 수 있다.

[0035] 딥 러닝(deep learning)은 기계 학습의 한 분야로서 컴퓨터가 여러 데이터를 이용하여 마치 사람처럼 스스로 학습할 수 있게 하기 위해 인공 신경망(artificial neural network)를 기반으로 구축한 기계 학습 기술을 의미한다.

[0036] 적대적 생성 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)은, 생성기(generator)와 판별기(discriminator), 두 개의 서로 다른 인공 지능이 경쟁하며 성능을 개선하는 기계 학습 방법이다. 상기 생성기는 새로운 데이터를 창조하는 모형으로, 원본 데이터를 기반으로 새로운 데이터를 생성할 수 있다. 또한, 상기 판별기는 데이터의 패턴을 인식하는 모형으로, 입력된 데이터가 원본 데이터인지 또는 생성기에서 생성한 새로운 데이터인지 여부를 감별하는 역할을 수행할 수 있다. 그리고 생성기는 판별기를 속이지 못한 데이터를 입력받아 학습하며, 판별기는 생성기로부터 속은 데이터를 입력받아 학습할 수 있다. 이에 따라 생성기는 판별기를 최대한 잘 속이도록 진화할 수 있고, 판별기는 원본 데이터와 생성기에 의해 생성된 데이터를 잘 구분하도록 진화할 수 있다.

[0037] CNN (Convolutional Neural Network)은 이미지를 작은 특징에서 복잡한 특징으로 특징화한다. CNN은 하나 또는 여러 개의 컨볼루션 레이어와 그 위에 올려진 일반적인 인공 신경망 레이어들로 이루어져 컨볼루션 레이어에서 전처리를 수행하는 구조를 가진 인공 신경망이다. 이는 시각적 이미지 분석에 가장 일반적으로 적용되며, 이미지 및 비디오 인식, 추천 시스템, 이미지 분류 및 의료 이미지 분석 등에 이미 많은 응용 프로그램을 가지고 있다.

[0039] 이하, 먼저, 본 발명의 일 실시예에 따른, 대상체로부터 물리값을 산출하는 방법을 설명한다.

[0040] 본 발명의 방법은 대상체의 물리값을 산출하는 방법으로서, 대상체에 미케노발광 재료를 적용하고, 상기 대상체의 미케노발광 이미지 및 인공지능, 구체적으로 GAN과 CNN, 더욱 구체적으로는 딥 러닝에 의해 사전 학습된 GAN과 CNN을 이용하는 것을 특징으로 한다.

[0041] 본 발명의 일 실시예에 따른 상기 방법을 보다 구체적으로 예시하면 다음과 같다. 본 발명의 상기 방법은 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 미케노발광 이미지를 취득하는 단계(이하, 단계 (a));

[0042] 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 취득한 상기 미케노발광 이미지를 수신하는 단계(이하, 단계 (b));

[0043] FEM 분석 프로그램에 의해 상기 미케노발광 이미지로부터 FEM 이미지를 얻는 단계(이하, 단계 (c));

[0044] GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 사전 학습시키는 단계 (이하, 단계 (d))로서 복수의 상기 미케노발광 이미지와 복수의 상기 FEM 이미지를 포함하는 학습 데이터 세트를 준비하는 단계 (이하, 단계 (d1)), 상기 학습 데이터 세트를 GAN에 제공하여 상기 학습 데이터 세트의 상기 미케노발광 이미지를 가짜 FEM 이미지로 변환하거나 상기 학습 데이터 세트의 상기 FEM 이미지를 가짜 미케노발광 이미지로 변환시키는 것을 포함하는 방식에 의해 GAN을 딥 러닝에 의해 사전 학습시키는 단계 (이하, 단계 (d2)), 및 상기 GAN에 의해 변환된 가짜 FEM 이미지 또는 가짜 미케노발광 이미지를 CNN에 제공하여 각 이미지로부터 각각의 물리값을 산출하는 것을 포함하는 방식에 의해 CNN을 딥 러닝으로 사전 학습시키는 단계 (이하, 단계 (d3))를 포함하는 것인 단계;

[0045] 상기 딥 러닝에 의해 사전 학습된 GAN에, 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 취득하여 수신한 미케노발광 이미지를 제공하고 이로부터 가짜 FEM 이미지를 생성하는 단계 (이하, 단계 (e));

[0046] 상기 딥 러닝에 의해 사전 학습된 CNN에, 상기 단계 (e)에서 GAN에 의해 생성된 가짜 FEM 이미지를 제공하고 이로부터 대상체의 물리값을 산출하는 단계 (이하, 단계 (f));

[0047] 상기 CNN에 의해 산출된 물리값의 정확도를 검증하는 단계 (이하, 단계 (g))로서, 검증하고자 하는 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 미케노발광 이미지를 얻고 이를 FEM 분석 프로그램에 제공하여 FEM 이미지를 얻는 단계 (이하, 단계 (g1)), 상기 FEM 이미지를 GAN에 제공하고 이로부터 가짜 미케노발광 이미지를 생성하는 단계 (이하, 단계 (g2)), 상기 GAN에 의해 생성된 가짜 미케노발광 이미지를 CNN에 제공하고 이로부터 대상체의 제2 물리값을 산출하는 단계 (이하, 단계 (g3)), 및 상기 제2 물리값을 상기 단계 (f)에서 산출한 물리값과 비교하는 단계 (이하, 단계 (g4))를 포함하는 단계;

[0048] 상기 검증 단계 (g4)에서 비교한 두 물리값이 서로 다를 경우(예를 들어, 상기 물리값이 제2 물리값에 대해 1% 이상의 차이를 나타내는 경우), GAN 및/또는 CNN을 딥 러닝에 의해 다시 학습시키는 단계 (예를 들어, 학습 데이터 세트를 새로 준비하여 상기 단계 (d)의 재실행하는 단계) (이하, 단계 (h))를 포함할 수 있다.

[0049] 상기 단계 (a), 즉, 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 미케노발광 이미지를 취득하는 단계에서, 상기 미케노발광 이미지의 취득은 카메라, 다중 채널 데이터 링크, 센서, 또는 이들의 조합에 의해 취득할 수 있다. 상기 이미지의 취득은 일정 시간 간격으로 연속적인 이미지를 얻도록 설계될 수 있다. 또한, 상기 이미지의 취득을 위해 대상체, 예를 들어 구조물의 외부에 UV 램프로 UV를 조사할 수 있으며, 이를 위해 구조물의 외부에 UV 램프가 설치된 가이드레일을 설치하거나 UV 램프를 구비한 드론을 이용할 수도 있다. 일 구현예에 따르면, 상기 이미지의 취득은 드론에 의해 수행될 수 있는데, 예를 들어, 드론에 카메라 또는 카메라와 UV 램프를 설치하고, 상기 드론이 구조물의 외부에서 미리 설정된 구역을 비행하도록 하여 상기 UV 램프를 통해 상기 설정 구역에 UV를 조사하고 시각화된 미케노발광 이미지를 카메라로 촬상하거나, 드론이 상기 UV 램프를 구비하지 않은 경우에는 구조물 외부에 설치된 UV 램프에서 UV를 조사하고 드론이 카메라로 미케노발광 이미지를 촬상하여 이미지를 취득할 수 있다.

[0050] 상기 단계 (b), 즉, 상기 미케노발광 이미지를 수신하는 단계에서, 상기 이미지의 수신은 대상체의 물리량을 산출하기 위한 장치 또는 시스템의 이미지 수신부에서 수행될 수 있다. 여기서, 상기 미케노발광 이미지는 카메라가 촬상한 이미지이거나 센서들로부터 계측된 프로파일 (예를 들어, 조도 센서들로부터 계측된 조도 변화 프로파일)일 수 있다.

[0051] 상기 단계 (c), 즉, 상기 미케노발광 이미지로부터 유한요소법(Finite Element Method, FEM) 이미지를 얻는 단계에서, 상기 FEM은 공학분석에 사용되는 컴퓨터 시뮬레이션 기술로서 당업계에 잘 공지되어 있으며, 상기 FEM 이미지의 생성은, GAN 및 CNN의 훈련을 위한 일련의 학습 데이터를 생성할 뿐만 아니라, 미케노발광 이미지로부터 산출된 물리량 결과를 확인하기 위한 보완 수단으로서 도입되었다. 상기 FEM은 구조가 왜곡되는 위치를 상세하게 시각화하고 탄성 또는 소성 변형에 관계없이 응력 및 변위의 분포를 나타내기 때문에, 균열 팁 응력 필

드들을 상호 비교할 수 있게 하여 주고, 이에 따라 미케노발광에 기반한 평가 결과의 표준화와 평가 프로세스의 검증을 향상시킬 수 있다. 상기 FEM 분석 프로그램으로는 예를 들어 ABAQUS Inc.에서 개발한 ABAQUS 소프트웨어를 사용할 수 있다.

[0052] 상기 단계 (d), 즉, GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 사전 학습시키는 단계는, 미케노발광에 기초하여 대상체의 물리량을 산출하는데 있어서 상기 물리량을 정량적으로 표준화하는데 기여한다. GAN은 앞서 설명한 바와 같이, 생성기와 판별기의 서로 다른 두 인공지능이 경쟁하며 성능을 개선하는 기계 학습 방법이며, 본 발명에 따르면 상기 GAN은 복수의 미케노발광 이미지 (즉, 대상체에서 획득한 미케노발광 이미지)와 복수의 FEM 이미지 (즉, 대상체에서 획득한 미케노발광 이미지를 FEM 분석 프로그램에 의해 변환시킨 이미지)를 포함하는 학습 데이터 세트를 제공받아 딥 러닝에 의해 사전 학습됨으로써 상기 사전 학습의 결과, 대상체에서 획득한 미케노발광 이미지로부터는 거의 사실인 것으로 보이는 가짜 FEM 이미지를, 상기 미케노발광 이미지를 FEM 분석 프로그램에 의해 변환시킨 FEM 이미지로부터는 거의 사실인 것으로 보이는 가짜 미케노발광 이미지를 생성할 수 있게 된다. 상기 GAN의 사전 학습 단계에서 미케노발광 이미지의 경우 학습 효율과 정확도를 높이기 위해 최대 강도 위치를 알리기 위한 추가 마크를 컴퓨터 프로그램, 예를 들어 MATLAB 프로그램에 의해 도입할 수 있다. CNN은 앞서 설명한 바와 같이 이미지 처리에 특화된 인공 신경망으로서, GAN에 의해 전환된 이미지를 주어진 상황에서의 대표 물리값, 예를 들어 탄성 또는 소성 응력 확대 계수 등과 같은 물리값으로 전환한다. 가짜 미케노발광 이미지 및 가짜 FEM 이미지로부터의 물리값을 독립적으로 가정하기 위해 상기 CNN 으로서 정방향 및 역방향 CNN 이라는 두 개의 모델을 별도로 도입하고, 전자는 FEM 프로그램에 의해 시뮬레이션으로 얻은 FEM 이미지와 상기 FEM 이미지로부터 산출한 물리값과 비교하여 훈련시키고, 후자는 대상체로부터 실측된 미케노 발광 이미지와 이로부터 컴퓨터 프로그램(예를 들어 MATLAB 프로그램)으로부터 산출한 물리값과 비교하여 훈련시킬 수 있다.

[0053] 상기 단계 (e)와 단계 (f)는 상기 단계 (d)에 의해 사전 학습된 GAN과 CNN을 이용하여 대상체의 물리값을 산출하기 위한 단계이다. 상기 사전 학습 단계를 완료한 후에는 상기 단계 (c)와 단계 (d)를 거치지 않고, 대상체로부터 직접 계측된 미케노 발광 이미지를 수신 (단계 (b))하여 곧바로 단계 (e)와 단계 (f)를 수행함으로써 대상체의 물리값을 산출할 수가 있다. 도 1은 단계 (e)에 따라 실제 미케노발광 이미지로부터 GAN에 의해 가짜 FEM 이미지를 얻는 과정을 보여주는 도식도로서, 생성기는 8 개의 인코더와 8 개의 디코더로 구성된 U-net을 건너 뛰기 연결(skip connection)로 채택하며, 판별기는 중첩형-BatchNorm-ReLu의 형태를 각각 포함하여 PatchGAN을 따른다. 이는 이미지-이미지 변환에 대한 특수 목적의 솔루션으로서 미케노발광의 표준화를 고려하여 조건부 GAN을 기반으로 효과적으로 설계된 구조이다. 수정된 c-GAN의 정의 기능은 건너 뛰기 연결로 인해 고해상도 입력 그리드를 고해상도 출력 그리드에 성공적으로 매핑할 수 있다는 것이다. 이미지 변환 문제를 위해 입력과 출력 간에 공유되는 몇 가지 하위 수준 정보가 있으므로 인코더 디코더 건너 뛰기 네트워크를 통해 이러한 정보를 직접 전달하는 것이 바람직하다. 도 2는 단계 (f)에 따라 상기 GAN에 의해 얻어진 가짜 FEM 이미지로부터 CNN에 의해 물리값 (K_p^{AI})을 얻는 과정을 보여주는 도식도로서, 2D 중첩(conv2d), 풀링(pooling), 플랫턴(flatten), relu(정류한 선형 유닛) 및 배치 정규화 레이어(batchnormalize)와 8 개의 완전히 연결된 레이어가 포함된 특정 아키텍처가 제공된다.

[0054] 단계 (g), 즉, CNN에 의해 산출된 물리값의 정확도를 검증하는 단계는, 검증하고자 하는 미케노발광 재료가 적용된 대상체로부터 미케노발광 이미지를 얻고 이를 FEM 분석 프로그램에 제공하여 FEM 이미지를 얻는 단계 (g1)를 수행한 후, 상기 단계 (g2) 내지 (g4)를 수행하는 것 대신에, 상기 FEM 이미지로부터 컴퓨터 프로그램에 의해 대상체의 제3 물리값을 산출하는 단계 (이하, 단계 (g5)), 및 제3 물리값을 상기 단계 (f)에서 산출한 물리값과 비교하는 단계 (이하, 단계 (g6))를 포함할 수도 있다. 상기 단계 (g1) 내지 (g4) 또는 상기 단계 (g1), (g5) 및 (g6) 를 포함하는 검증 단계는, 미케노발광 페인트와 같은 미케노발광 재료나 구조물, 패치, 피부와 같은 대상체의 자연적 노화 및 측정 조건의 변화에 따라 미케노발광 응답이 달라질 수 있기 때문에 이를 교정하기 위해 수행될 수 있다.

[0055] 상기 단계 (g)의 수행 결과, 대상체로부터 실측된 미케노발광 이미지를 수신하여 딥 러닝에 의해 사전 학습된 GAN과 CNN에 의해 산출된 물리값 (즉, 단계 (e)와 (f)의 수행 결과로 얻어진 물리값)과, FEM 이미지를 수신하여 단계 (e)와 (f)를 수행한 결과로 얻어진 상기 제2 물리값 또는 FEM 이미지로부터 산출된 상기 제3 물리값이 서로 다를 경우 (예를 들어, 상기 물리값이 상기 제2 물리값 또는 제3 물리값에 대해 1% 이상의 차이를 나타내는 경우), 단계 (h)에 따르면 새로운 학습 데이터 세트를 준비하여 GAN 및/또는 CNN을 딥 러닝에 의해 다시 학습시킬 수 있다.

[0057] 다음으로, 본 발명의 일 실시예에 따른, 구조물의 안전 진단 방법을 설명한다. 미케노발광, GAN, 및 CNN를 이

용하여 대상체로부터 물리값을 산출하는 상기 방법은 구조물의 안전 진단 방법에 사용될 수 있다. 즉, 상기 대상체가 구조물이고 상기 물리값이 예를 들어 응력 확대 계수일 경우, 구조물의 미케노발광 이미지로부터 응력 확대 계수를 산출함으로써 구조물의 안전을 진단하거나 모니터링할 수 있는 것이다. 본 발명의 상기 방법을 사용하면, 미케노발광 재료가 적용된 구조물로부터 카메라 등에 의해 미케노발광 이미지를 직접 얻고, 상기 이미지를 사용하여 인공 지능에 의해 응력 확대 계수를 계측할 수 있으므로, 구조물의 균열에 따른 안전 문제 등을 비파괴적 및 비접촉식 방식에 의해, 인력의 주관적 개입 없이 자동으로, 실시간 측정할 수 있게 된다.

[0059] 다음으로, 본 발명의 일 실시예에 따른, 대상체로부터 물리값을 산출하기 위한 장치를 설명한다. 상기 장치는 미케노발광 재료가 적용된 대상체의 미케노발광 이미지를 수신하는 미케노발광 이미지 수신부 (A); GAN 기반의 이미지 변환부 (B); 및 상기 이미지 변환부로부터 변환 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 물리값을 산출하는 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0060] 상기 장치는 상기 미케노발광 이미지 수신부 (A)로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 FEM 분석 프로그램에 의해 FEM 이미지를 생성하는 FEM 이미지 생성부 (D); 복수의 미케노발광 이미지와 복수의 FEM 이미지를 포함하는 학습 데이터 세트를 생성하는 학습 데이터 생성부 (E); 상기 CNN 기반의 이미지 분석부에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부 (F); 및 GAN 및/또는 CNN을 딥 러닝에 의해 다시 학습할 것을 명령하는 명령부 (G)에서 선택되는 적어도 하나를 더 포함할 수 있다.

[0061] 상기 GAN 기반의 이미지 변환부 (B)는 학습 데이터 생성부 (E)로부터 학습 데이터 세트를 제공받고 상기 학습 데이터 세트의 상기 미케노발광 이미지를 가짜 FEM 이미지로 변환하거나 상기 학습 데이터 세트의 상기 FEM 이미지를 가짜 미케노발광 이미지로 변환시키는 것을 포함하는 방식에 의해 GAN을 딥 러닝으로 사전 학습한 것이며, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)는 상기 GAN가 사전 학습을 위해 변환시킨 상기 가짜 FEM 이미지 또는 가짜 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 각각의 물리값을 산출하는 것을 포함하는 방식에 의해 CNN을 딥 러닝으로 사전 학습한 것이다. 상기 학습 데이터 생성 및 GAN과 CNN의 사전 학습에 대한 자세한 사항은 대상체의 물리량을 산출하는 전술한 방법에서 GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 사전 학습시키는 단계 (d)에 기재된 바를 참고한다.

[0062] 전술한 바와 같이 딥 러닝에 의해 GAN과 CNN을 사전 학습시키면, 상기 GAN 기반의 이미지 변환부 (B)는 상기 미케노발광 이미지 수신부 (A)로부터 미케노발광 이미지를 제공받고 이를 GAN에 의해 가짜 FEM 이미지로 변환하고, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)는 상기 이미지 변환부 (B)로부터 가짜 FEM 이미지를 제공받고 이로부터 CNN에 의해 대상체의 물리값을 산출한다. 이와 같이 GAN과 CNN의 사전 학습을 완료한 후에는 대상체로부터 직접 계측된 미케노 발광 이미지를 미케노발광 이미지 수신부 (A)로부터 수신하여 곧바로 상기 GAN 기반의 이미지 변환부 (B)와 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에 의해 대상체의 물리값을 산출할 수가 있다.

[0063] 또한, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부 (F)는, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에서 산출한 대상체의 상기 물리값을 대상체의 상기 제2 물리값과 비교하는 절차를 수행하는데, 여기서, 상기 제2 물리값은 다음과 같이 산출될 수 있다: 상기 GAN 기반의 이미지 변환부 (B)에서 상기 GAN은 상기 FEM 이미지 생성부 (D)로부터 상기 FEM 이미지를 제공받고 이를 가짜 미케노발광 이미지로 변환하고, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에서 상기 CNN은 상기 이미지 변환부 (B)로부터 가짜 미케노발광 이미지를 제공받고 이로부터 대상체의 제2 물리값을 산출한다. 대안적으로, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에서 산출한 물리값의 정확도를 검증하는 검증부 (F)는, 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에서 산출한 대상체의 상기 물리값을 대상체의 상기 제3 물리값과 비교하는 절차를 수행하는데, 여기서, 상기 제3 물리값은 다음과 같이 산출될 수 있다: 본 발명에 따른 상기 장치가, 상기 FEM 이미지 생성부 (D)로부터 제공받은 상기 FEM 이미지를 컴퓨터 프로그램에 의해 입력하여 대상체의 제3 물리값을 산출하는 FEM 이미지 분석부 (H)를 추가로 더 포함하고, 여기서 상기 FEM 이미지 분석부 (H)에서 대상체의 제3 물리값을 산출한다.

[0064] GAN 및/또는 CNN을 딥 러닝에 의해 다시 학습할 것을 명령하는 명령부 (G)는 상기 검증부 (F)에서 대상체의 물리값을 제2 물리값 또는 제3 물리값과 비교한 결과, 두 물리값이 서로 다를 경우 (예를 들어, 상기 물리값이 상기 제2 물리값 또는 제3 물리값에 대해 1% 이상의 차이를 나타내는 경우), GAN과 CNN을 딥 러닝에 의해 학습할 것을 명령한다. 이에 따라, 상기 학습 데이터 생성부 (E)에서는 새로운 학습 데이터 세트를 준비하고, 이를 사용하여 상기 GAN 기반의 이미지 변환부 (B)와 상기 CNN 기반의 이미지 분석부 (C)에서 GAN과 CNN을 다시 학습시킬 수 있다.

[0065] 이하 본 발명의 실시예 및 실험예에 대해 상술한다. 다만, 하기에 기재된 실시예는 본 발명의 유효성을 설명하기 위한 참고자료일 뿐 본 발명의 범위가 하기 실시예에 한정되는 것으로 해석되어서는 아니된다.

[0067] [실시예 1] 샘플 준비 및 실험 설정

[0068] 7:3 중량%의 아크릴 수지와 SAO 분말의 혼합물을 밀링 머신 (WiseMix ball mill, DAIHAN, 대한민국)을 사용하여 균질하게 혼합하였고, 여기서 균일한 분포를 촉진하기 위해, 직경 2mm~10mm의 ZrO_2 볼을 사용하였다. 이어서, 균질하게 혼합된 혼합물을 열간 프레스 기계 (QM900M, QMESYS, 대한민국)를 사용하여 180℃에서 20 MPa로 열간 프레스하여, 치수가 40mm × 40mm × 3mm (길이 × 너비 × 두께)인 직사각형 막대를 생성하였다. 마지막으로, 소형 인장(compact tension, CT) 시편과 인장 시편은 레이저 절단 기술을 사용하여 막대를 정의된 모양과 크기로 절단하였다. 샘플 제작의 전체 프로세스는 도 3 에 개략적으로 설명되어 있다. 또한, 도 4(a)는 CT 시편의 치수 (왼쪽)와 실제 시편 (오른쪽)을 보여주는 개략도가 도시되어 있으며, 도 4(b)에는 인장 시편의 치수 (왼쪽)와 실제 시편 (오른쪽)을 보여주는 개략도가 도시되어 있다. 여기서는 낮은 응력 피로 주기를 사용하여 CT 시편의 노치에서 대략 1 mm와 같은 길이의 미세한 예비 균열이 발생했음을 언급하는 것이 중요하다.

[0069] CT 시편을 Instron-E3000의 특수 설계된 CT 형 로딩 스테이지에 놓을 때, UV 광 (INNOCURE2000, LICHTZEN, 대한민국)을 차징하기 위해 샘플에 노출시켰다. 포화점에 도달하기에 충분한 시간인 5분 동안 샘플에 UV를 노출시킨 후, 교차 헤드 속도 0.05mm/s에서 파단 시험을 수행하였다. UV는 전체 파단 과정 내내 샘플에 지속적으로 조사되었다는 점에 유의해야 한다. 초당 125 프레임의 프레임 속도로 고속 카메라 (SA-X, LEASPI, 일본)를 사용하여 전체 파단 과정을 기록하는 동안, 다중 채널 데이터 링크 (MCDL)를 사용하여 카메라의 이미지가 있는 Instron-E3000로부터 로드 및 변위 데이터를 동기화 했다. 전체 실험 설정은 도 5 에서 볼 수 있다. CT 시편의 ML 현상을 보완하기 위해, 특별히 설계된 인장형 로딩 스테이지를 갖춘 Instron-E3000을 사용하여 인장 시험을 수행했다. CT 시험에서의 UV 조명, 교차 헤드 속도, 고속 이미징 및 MCDL 기록과 같은 동일한 실험 조건을 사용하여 인장 시험에서 ML을 검사하였다.

[0071] [실시예 2] MatLab 코드 및 FEM 시뮬레이션을 사용한 ML 평가

[0072] MatLab 소프트웨어는 고속 미케노발광(ML) 이미지에서 각 픽셀 좌표에 대한 정보를 포함하여 ML 강도의 안면쪽 밝기 프로파일을 자동으로 추출하도록 제작되었다. MatLab 코드는 응력 확대 계수를 계산할 뿐만 아니라 미케노발광 역학을 기반으로 처리된 ML 프로파일에서 소성 균열 팁을 식별한다. 보다 구체적으로, 코드는 다음과 같이 응력 확대 계수를 즉시 얻기 위해 중요한 하위 작업을 실행하는 일련의 섹션을 포함한다. 처음에는 최대 강도 포인트가 특정 프레임에서 균열 팁으로 간주되는 각 프레임에 표시된다. 그런 다음 균열 팁과 균열 팁 근처의 지정된 윤곽에서 여러 지점 사이의 거리를 측정한 후 윤곽이 생성된다. 이어서, 균열 축에 대한 이들 라인의 대응 경사각이 측정된다. ML 강도 윤곽선은 ML 응력 관계를 사용하여 마지막으로 방정식을 사용하여 해당 응력으로 변환된다.

[0073] 유한 요소법 (FEM)의 도움으로 유사 동력학적 균열에서 탄성 가소성의 균열 팁과 을 함께 시뮬레이션하기 위해 Abaqus/CAE 6.13을 선택했다. 도 6(a)에 나타낸 3D CT 시편은 기계적 특성: E=2800MPa, $\vartheta = 0.35$, $\sigma_o = 22.8\ MPa$ 로 모델링 되었으며, 이는 도 5에 묘사된 바와 같이 단축 인장 시험으로부터 얻어졌다. 탄성 가소성 파단을 보장하기 위해, 실제 응력과 단축 인장 시험의 실제 변형도 모드에서 사용되었다. 기준점 R1 및 R2는 각각의 홀의 중심에 생성되고 도 6(b)에 묘사된 바와 같이 표면과 결합되었다.

[0074] 경계 조건은 R1 및 R2에 적용되어 R1이 y 축으로 이동하고 z 축을 따라 회전할 것으로 예상되는 모든 방향으로 제한되는 반면, R2는 도 6(d)에 묘사된 바와 같이 z 축을 따라 회전할 것으로 예상되는 모든 방향으로 제한되었다. 도 6(e)는 균열의 3D 뷰를 보여주며 도 6(f)는 q-벡터로 지정된 가상 균열 확장 방향을 보여준다. 6각 요소 스윕 메시(hex-dominated swept meshing) 기술은 내부 원형 분할 셀 내에 할당되었다. 구조는 20-노드 2차 브릭 유한 요소 (C3D20) 유형을 고려하여 모델링되었으며 균열 팁에서 단일 응력 필드를 보장하기 위해 중간 노드 매개 변수에 0.25 값이 사용되었다. 마지막으로, FEM 모델로부터 획득된 J 인테그랄은 그 후, 물리값 (K_P^{FEM})으로 변환되었다.

[0076] [실시예 3] 이중 AI 학습

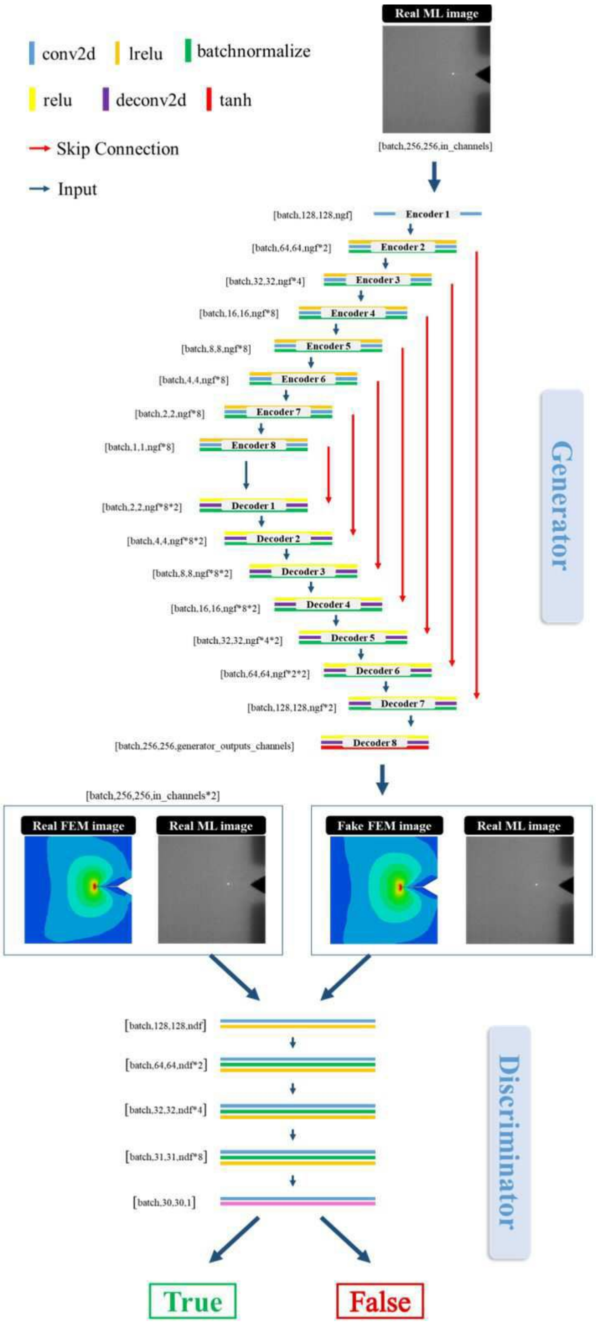
[0077] https://github.com/phillipi/pix2pix 에서 제공되는 오픈 소스 코드에 기반하는 GAN은 Python (버전 3.6.6)에서 재구성되었다. 고속 카메라에서 얻은 ML 이미지와 ABQUS 시뮬레이션으로 예측된 해당 FEM 이미지를 사용하여 GAN에 대한 훈련 세트를 준비했다. 소형 장력에서의 크래킹 하에서 더욱 역동적인 훈련을 위해 균열이 시작된 직후에 300 쌍의 ML 및 FEM 이미지를 신중하게 선택하여 256×256×3 로 크기를 조정했다. ML 이미지의 경우 학

습 효율과 정확도를 높이기 위해 최대 강도 위치를 알리기 위한 추가 마크도 Matlab2018b 에 의해 도입되었다. 그런 다음 사전 처리된 데이터 세트는 학습 속도가 0.0002이고 운동량 매개 변수가 0.5 인 300 에포크에 대해 학습되었다. 훈련된 GAN의 성능을 검증하기 위해 300 쌍의 이미지 모두에 대해 테스트를 유지하면서 270 쌍의 이미지 내에서 데이터 세트를 제한함으로써 비교 학습도 고려되었다.

[0078] CNN은 Keras (버전 2.2.2), Pandas (버전 0.23.4) 및 Numpy (버전 1.14.5)를 기반으로 하는 Python (버전 3.6.6)으로 구성되었다. 가짜 GAN 이미지로부터 소성 응력 강도 인자를 예측하는 CNN 모델은 기본적으로 MSE 손실 함수 및 Adam 옵티마이저를 기반으로 5 개의 콘볼루션과 8 개의 MLP 레이어로 구성된다. 그러나 가짜 ML 및 FEM 이미지의 소성 응력 강도 요소를 독립적으로 가정하기 위해 정방향 및 역방향 CNN이라는 두 개의 동일한 모델이 별도로 도입되었다. 전자는 시뮬레이션된 FEM 이미지 및 FEM 이미지로부터 얻어진 응력 확대 계수 (K_P^{FEM})로 훈련되었고, 후자는 실증적인 ML 이미지 및 ML 이미지로부터 얻어진 응력 확대 계수 (K_P^{ML})를 사용하여 최적화되었다. 정방향 및 역방향 CNN 모델에 대한 학습 절차는 최대 300 에포크까지 계속되어 0.00002 미만으로 손실을 최소화 했다. 유사한 체계 하에서, 비교 학습 사례는 또한 가짜 GAN 이미지를 기반으로 한 소성이 아닌 탄성 응력 강도 계수를 예측하거나 270 이미지 내의 데이터 세트와 그 소성 응력 강도 계수를 제한하여 훈련된 CNN의 성능을 확인하는 것으로 간주되었다.

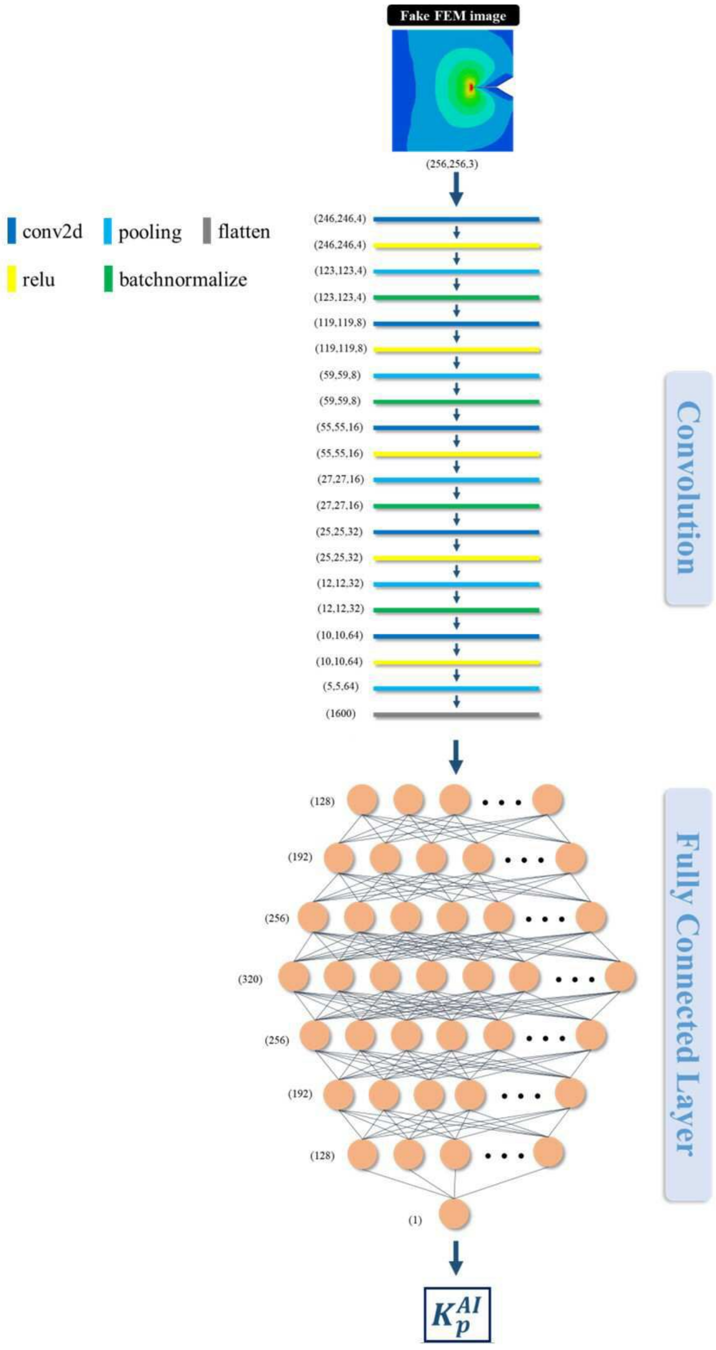
도면

도면1

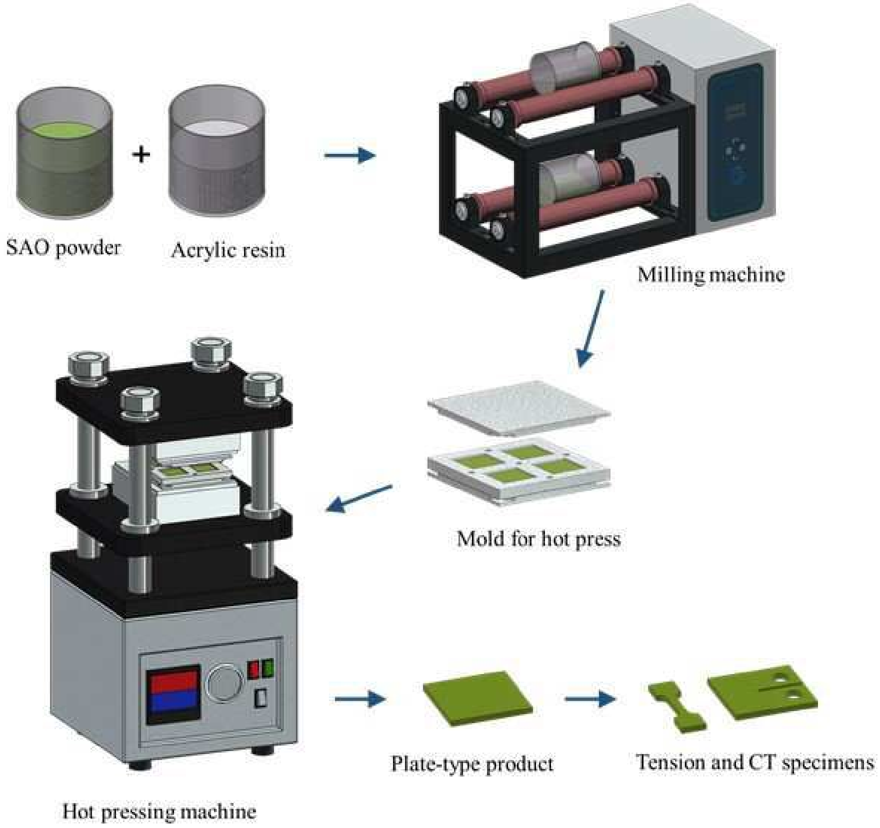


conv2d
lrelu
batchnormalize
relu
deconv2d
tanh
Skip Connection
Input
Real ML image
[batch,256,256,in_channels]
Encoder 1
Encoder 2
Encoder 3
Encoder 4
Encoder 5
Encoder 6
Encoder 7
Encoder 8
Decoder 1
Decoder 2
Decoder 3
Decoder 4
Decoder 5
Decoder 6
Decoder 7
Decoder 8
Generator
[batch,256,256,in_channels*2]
Real FEM image
Real ML image
Fake FEM image
Real ML image
[batch,128,128,ndf]
[batch,64,64,ndf*2]
[batch,32,32,ndf*4]
[batch,31,31,ndf*8]
[batch,30,30,1]
Discriminator
True
False

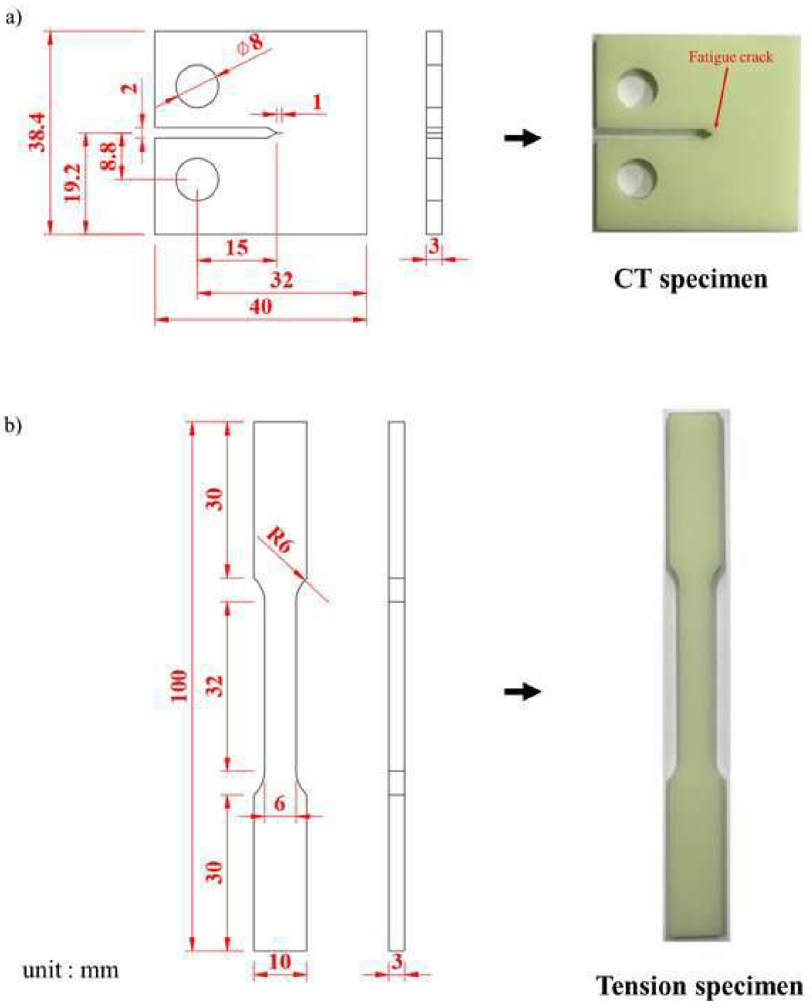
도면2


Fake FEM image
(256,256,3)
conv2d
pooling
flatten
relu
batchnormalize
(246,246,4)
(246,246,4)
(123,123,4)
(123,123,4)
(119,119,8)
(119,119,8)
(59,59,8)
(59,59,8)
(55,55,16)
(55,55,16)
(27,27,16)
(27,27,16)
(25,25,32)
(25,25,32)
(12,12,32)
(12,12,32)
(10,10,64)
(10,10,64)
(5,5,64)
(1600)
Convolution
(128)
(192)
(256)
(320)
(256)
(192)
(128)
(1)
Fully Connected Layer
K_p^{AI}

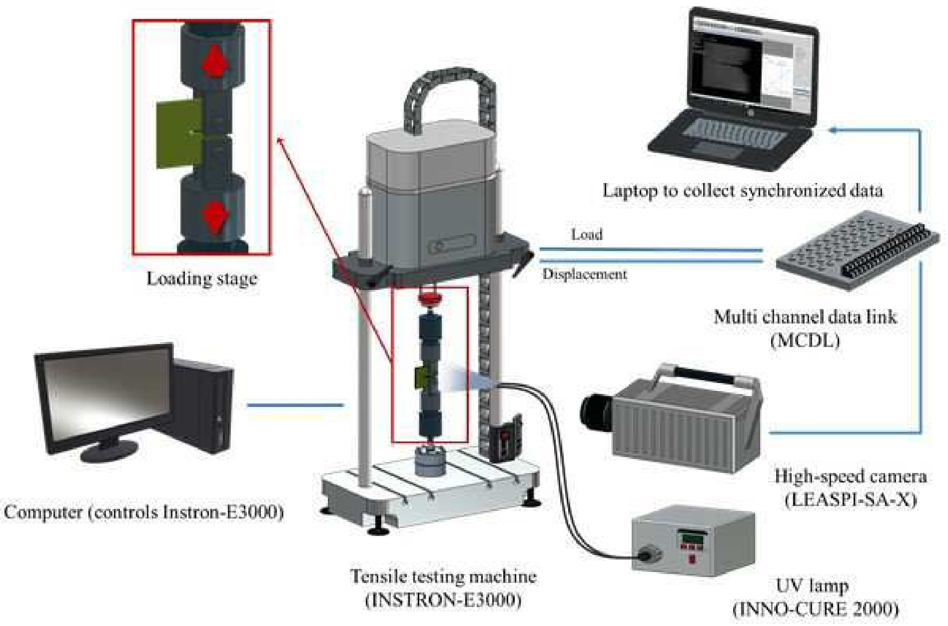
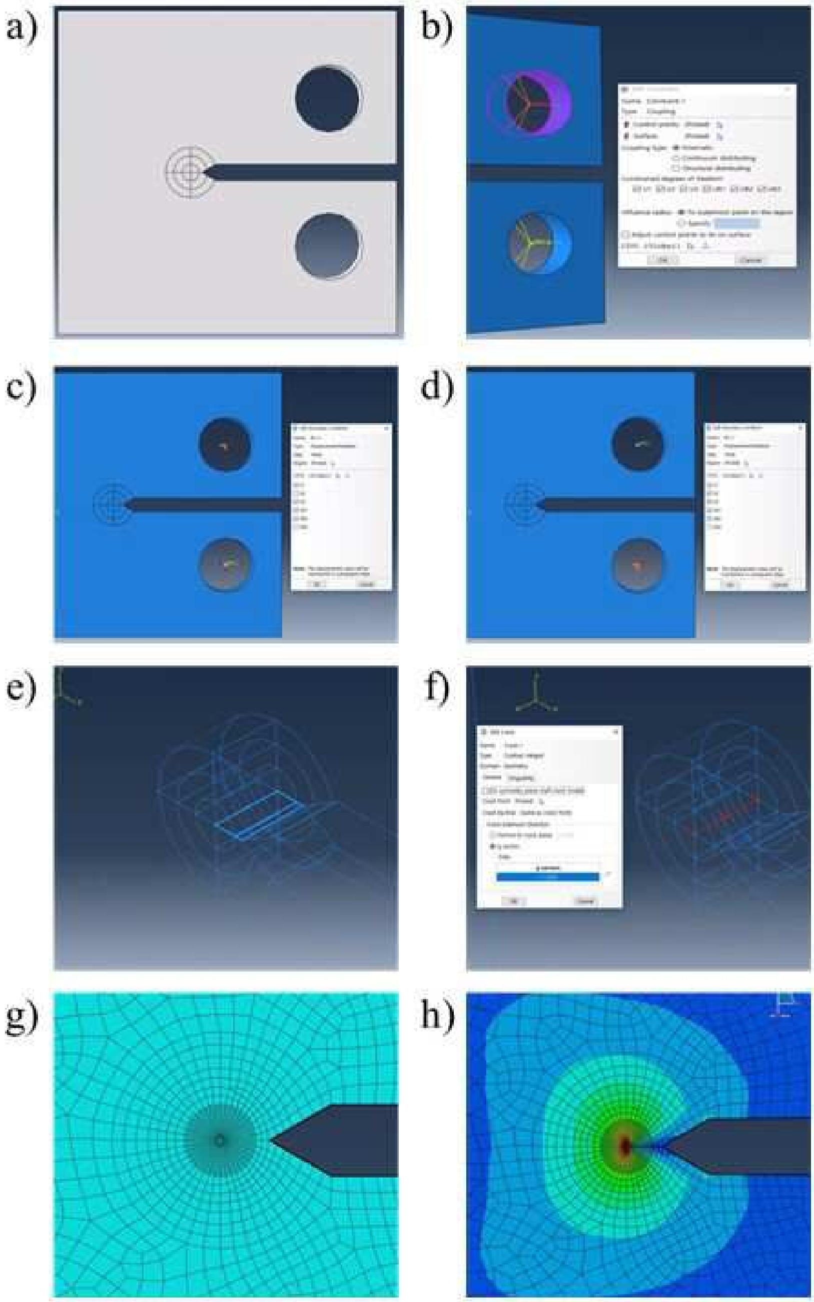
도면3


SAO powder
Acrylic resin
Milling machine
Mold for hot press
Hot pressing machine
Plate-type product
Tension and CT specimens

도면4


a)
38.4
19.2
8.8
2
φ8
1
15
32
40
3
Fatigue crack
CT specimen
b)
100
30
32
30
R6
6
10
3
unit : mm
Tension specimen

도면5


Loading stage
Laptop to collect synchronized data
Load
Displacement
Multi channel data link
(MCDL)
Computer (controls Instron-E3000)
High-speed camera
(LEASPI-SA-X)
Tensile testing machine
(INSTRON-E3000)
UV lamp
(INNO-CURE 2000)

도면6