

✂ GAN 기반 AI Engineer, GANgineer

GAN 기반 이상 검출 모델을 통한 신소재 개발 기간 단축 프로그램

B4 오세현 강연지 김은영 우영빈 이동현 이정하

목차

01 주제 소개

02 추진 배경

03 적용 기술

04 데이터 수집 및 생성

05 사용 모델 소개

06 시스템 구조

07 프로젝트 산출물

08 기대 효과 및 향후 과제

01 주제 소개

다양한 소재들의 개발 단계에서 미세조직 관찰 결과를 분석하여 소재의 특성을 예측하는 프로그램 개발

자동차



Dual phase steel

우수한 가공성
높은 강도
고경도

항공기



CFRP

초경량
높은 강도
긴 피로수명

생체 재료



Titanium

골밀도와 유사한 기공도
낮은 강도
우수한 내식성

Application 별 사용 소재와 사용 환경에 따라 요구되는 특성이 다르기 때문에
인공지능을 활용해 목표 특성치에 신소재를 정확하고 신속히 도달시키는 것을 목표

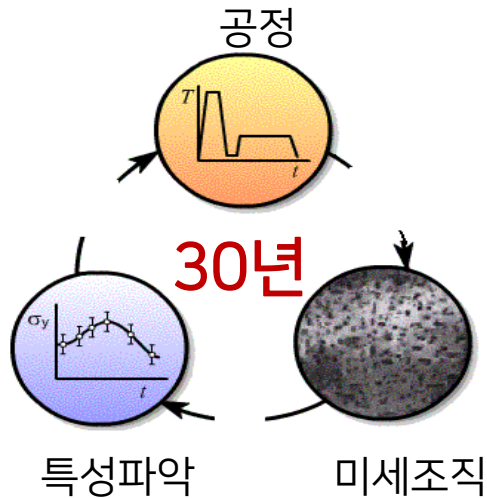
02 추진 배경

: 현재 신소재 연구 단계의 한계 타파

출처: <아주경제> 2019.10.17

아주경제

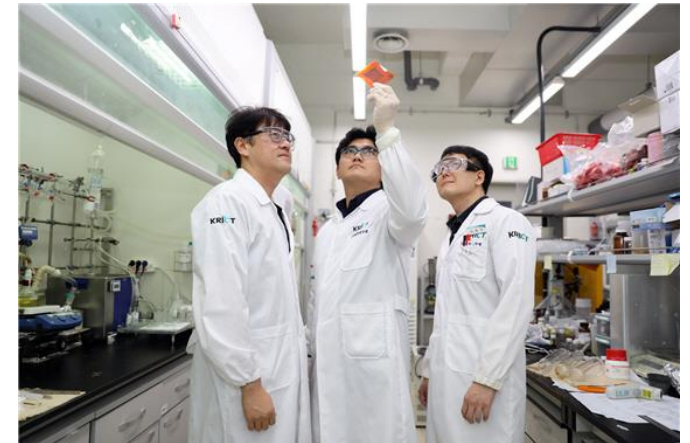
AI 활용한 소재 역설계 기술 개발..
30년 걸리던 신소재 개발 단축



신소재 개발 단계의
시간과 비용 대폭 감축



복잡한 미세조직의 경우,
정량적 분석이 어려운 문제 해결



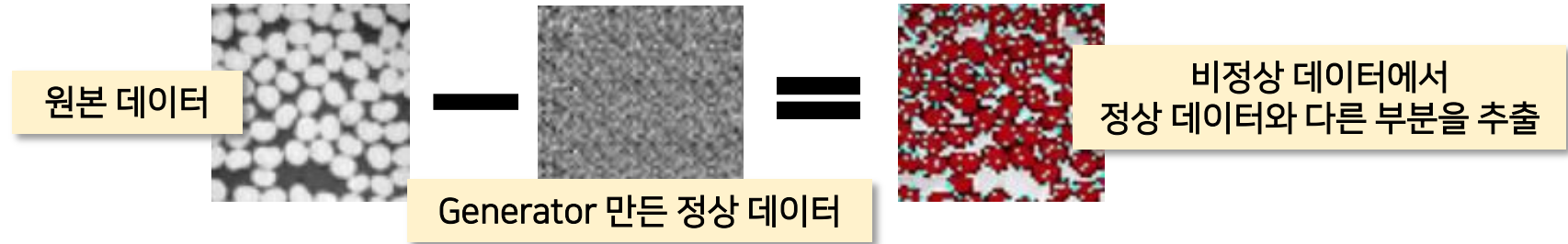
미세조직 예측의 정확도 향상과
향후 신소재 연구에 기여

시연 영상

03 적용기술

Anomaly-GAN

: 정상 데이터만을 학습시킨 GAN 을 활용하여 비정상 데이터를 분류하는 Unsupervised 모델



→ 신소재 연구에서 Anomaly-GAN은 원하는 소재의 특성을 빠르게 파악할 수 있도록 하는 새로운 접근

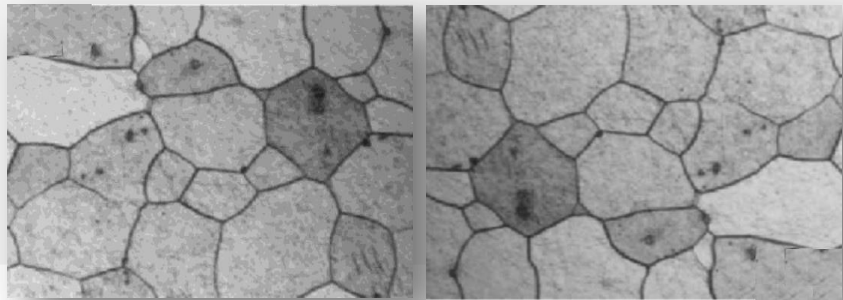
※ 기존 신소재 연구에 적용된 인공지능 현황

Supervised 모델의 데이터 부족 문제, 라벨링 한계

년도	논문제목	적용 AI 기술
2020	Advanced Steel microstructural classification by deep learning methods	CNN
2020	Pores for thought: generative adversarial networks for stochastic reconstruction of 3D multi-phase electrode microstructures with periodic boundaries	DCGAN
2019	Structural Material Property Tailoring Using Deep Neural Networks	CNN
2019	Automatic defects detection in CFRP thermograms, using convolutional neural networks and transfer learning	CNN

04 데이터 수집 및 생성

Train Dataset: Test Data 의 특성을 분류하기 위한 데이터셋



Ferrite (보편적인 금속의 초기 형태)

: 신소재 관련 논문에서 발췌해 보편적인 금속의 Train Dataset 확보
Data Augmentation 을 통해 rotate, flip, perspective transform 활용

Test Dataset: 소재의 특성을 알기 위한 데이터셋

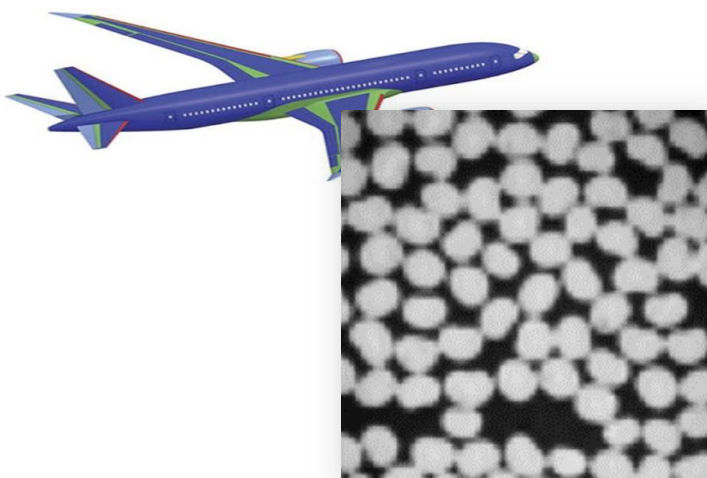
① Dual Phase Steel (이중상 강철)

경도(hardness) 측정



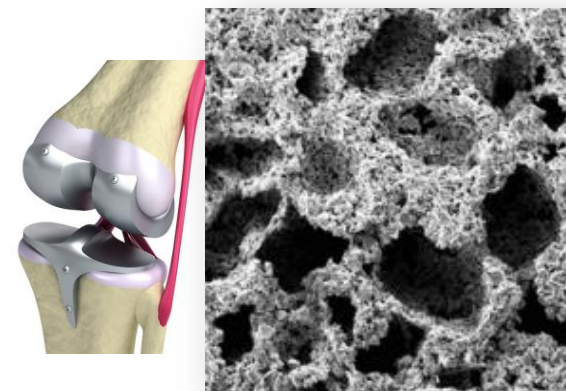
② CFRP (탄소 섬유 강화 플라스틱)

분산도(dispersion) 측정



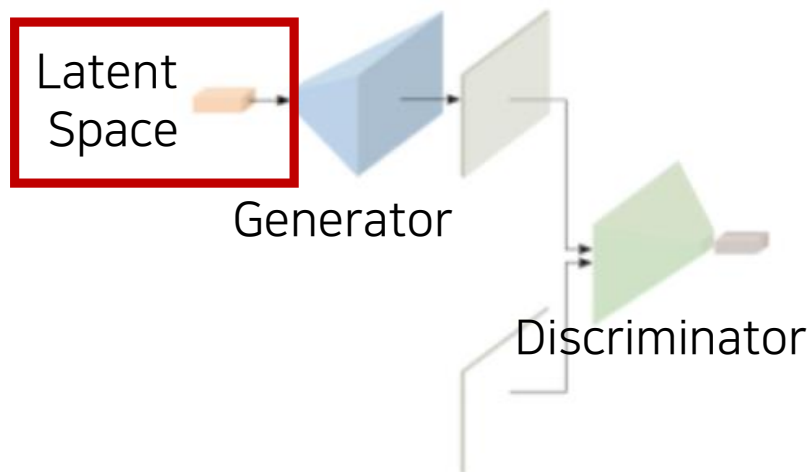
③ Ti64 (티타늄 합금)

기공도(porosity) 측정



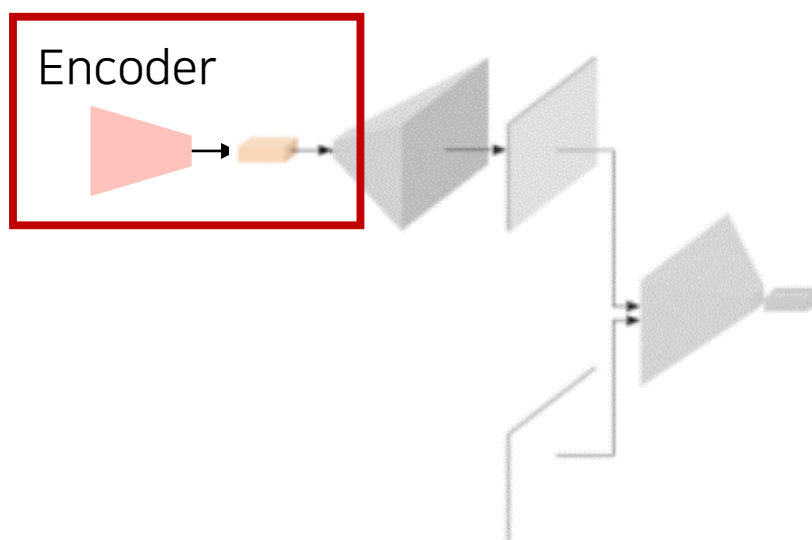
05 사용 모델 소개

① Ano-GAN



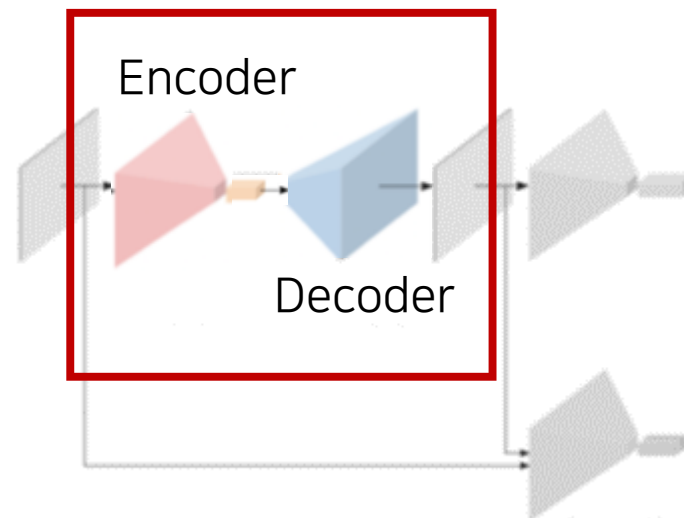
정상 데이터와 비정상 데이터를
분류하는 가장 기본 모델

② Fast Ano-GAN



Encoder 를 추가해
기존의 Ano-GAN 보다 빠른 모델

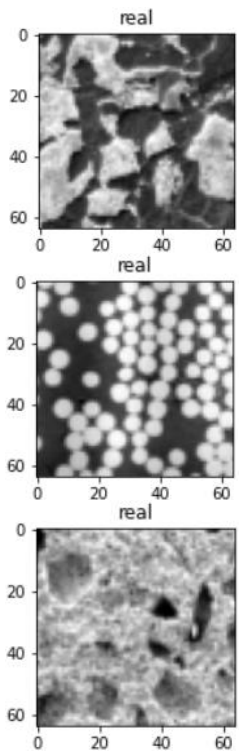
③ GANomaly



Semi-Supervised 구조로
Generator 가 Decoder 역할

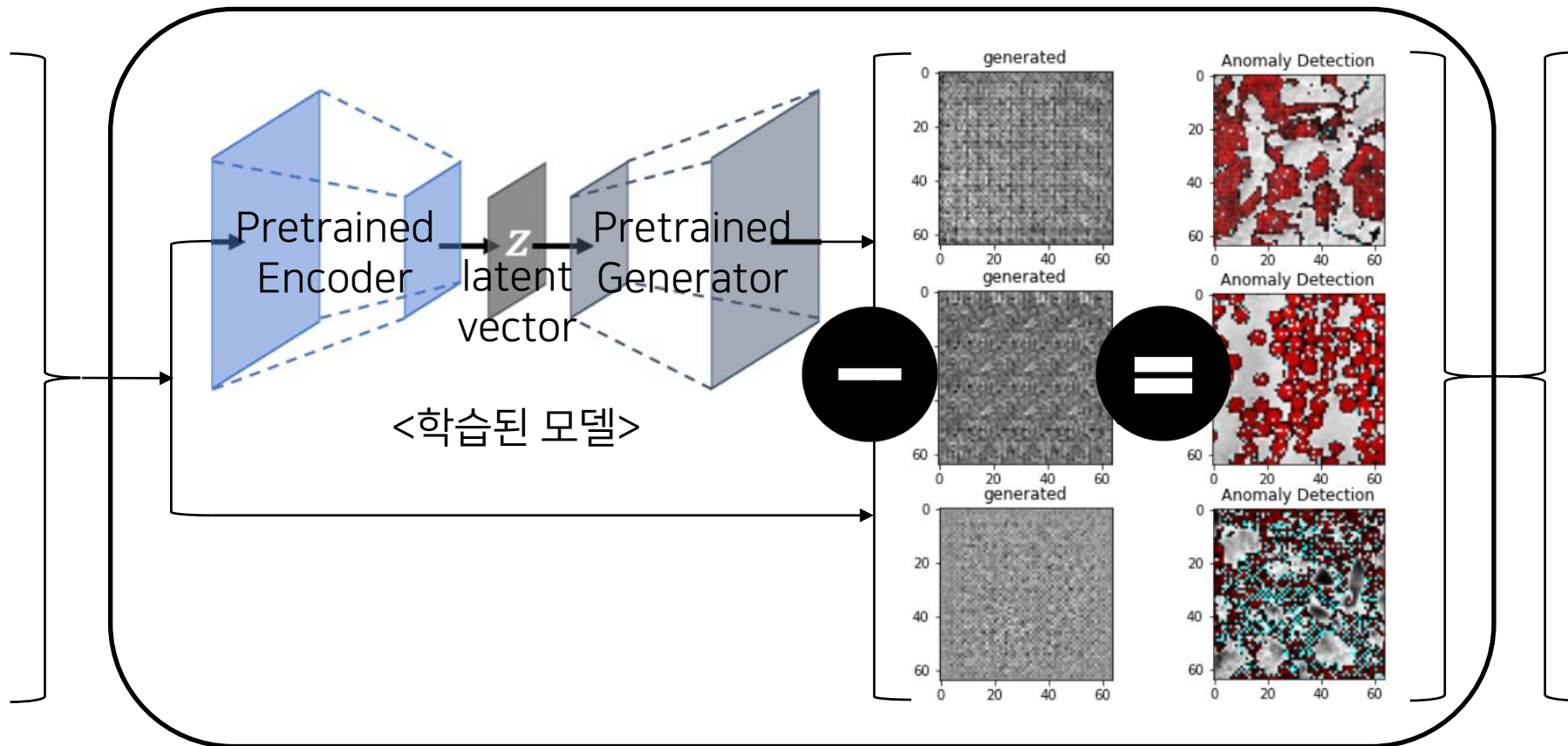
06 시스템 구조

각 소재의
미세조직



Input

Anomaly GAN 계열을 활용한 미세조직 분석 모델링



소재의
특성 예측

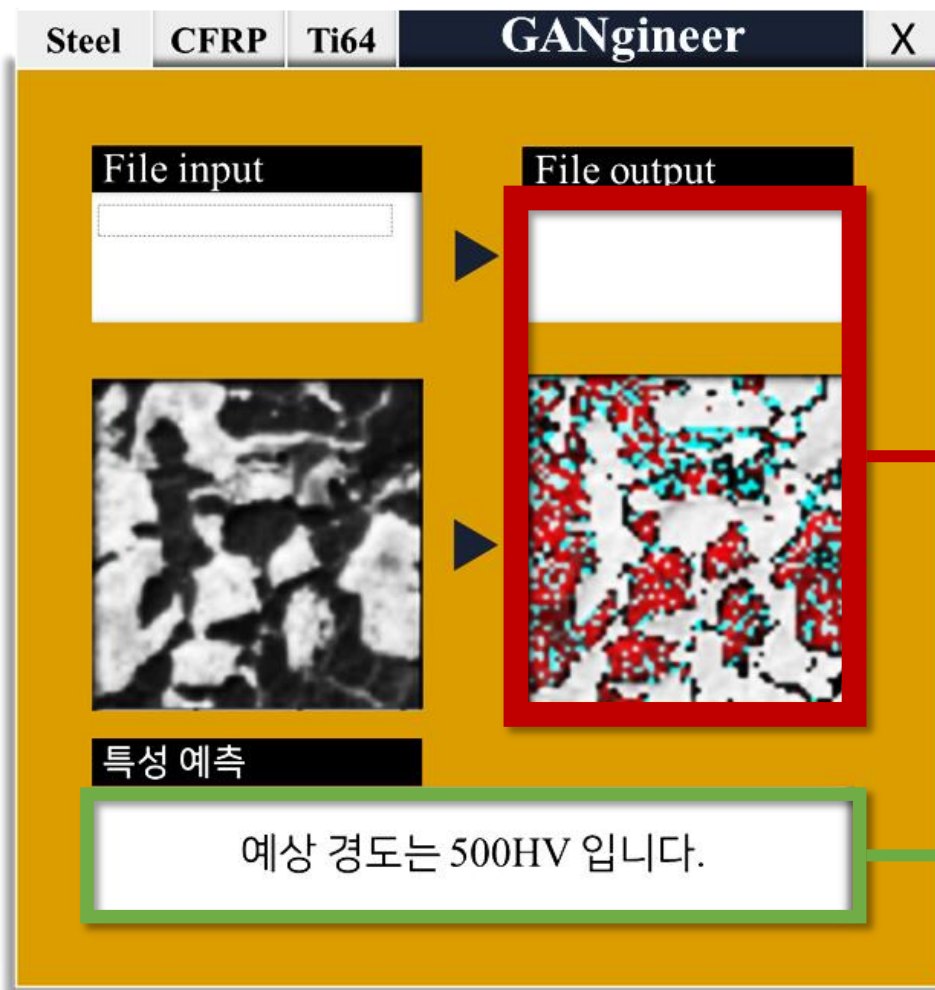
경도

분산도

기공도

Output

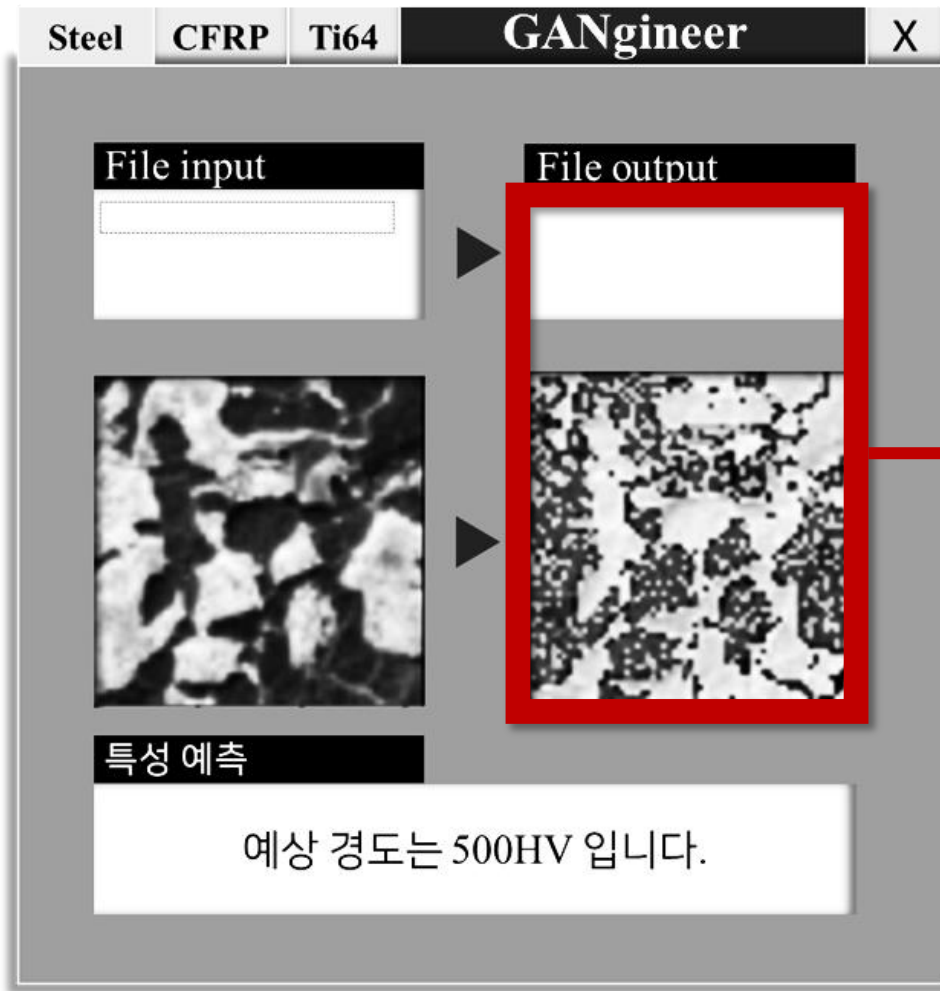
07 프로젝트 산출물



① 모델 구현:
미세조직의 분율 예측

② 프로그램 구현:
소재의 특성 예측

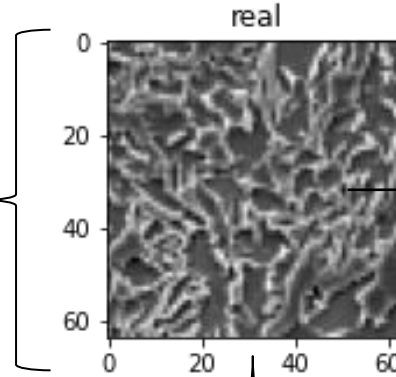
07 프로젝트 산출물



① 모델 구현:
미세조직의 분율 예측

① 모델 구현 : 미세조직 분석 결과

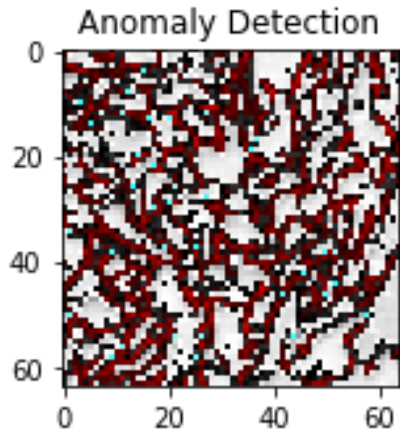
(1) Dual Phase Steel (이중상 강철)



실제 분율: 52.07%

ref. 『Effect of the Chemical Homogeneity of a Quenched and Tempered C-Mn Steel Pipe on the Mechanical Properties and Phase Transformations,』 (2019)

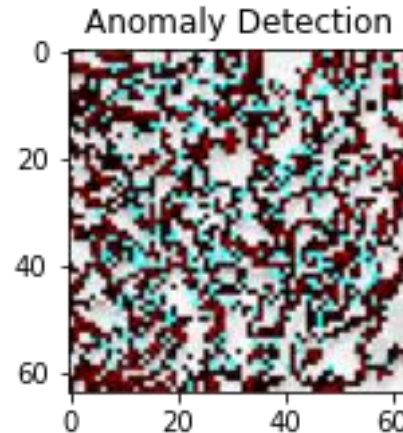
Ano-GAN



예측된 분율: 30.01%
오차: - 22.06%

전체 오차 평균: 4.29%

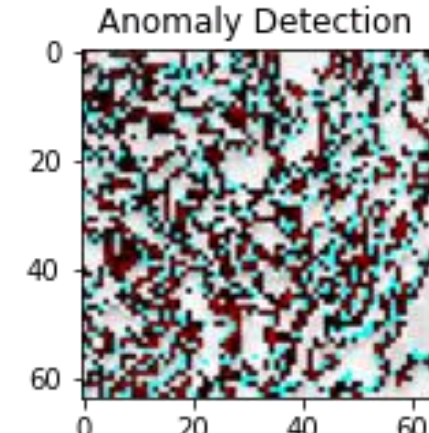
Fast Ano-GAN



예측된 분율: 54.56%
오차: + 2.49%

전체 오차 평균: 5.16%

GANomaly

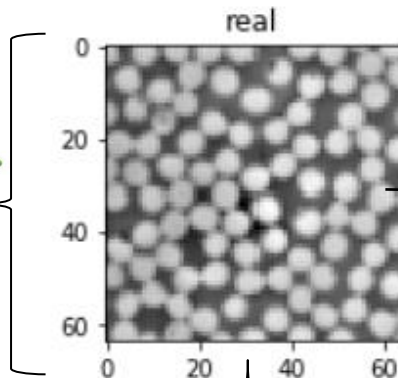
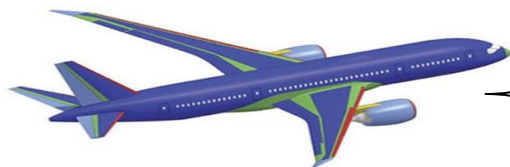


예측된 분율: 53.2%
오차: + 1.13%

전체 오차 평균: 1.48%

① 모델 구현 : 미세조직 분석 결과

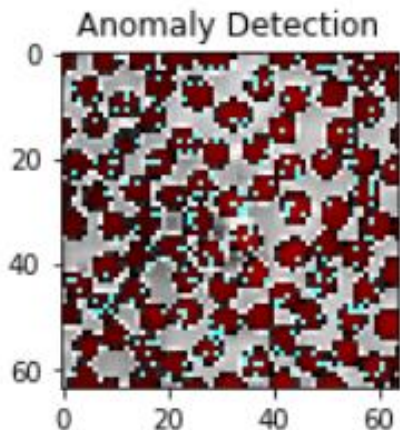
(2) CFRP (탄소 섬유 강화 플라스틱)



실제 분율: 50.0%

ref. 『Effects of triangle-shape fiber on the transverse mechanical properties of unidirectional carbon fiber reinforced plastics』 (2016)

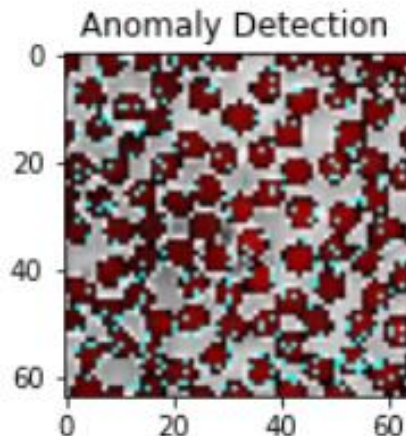
Ano-GAN



예측된 분율: 43.9%
오차: - 6.1%

전체 오차 평균: 5.53%

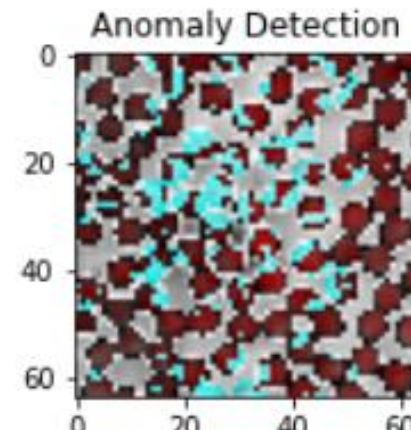
Fast Ano-GAN



예측된 분율: 57.6%
오차: + 7.6 %

전체 오차 평균: 7.73%

GANomaly

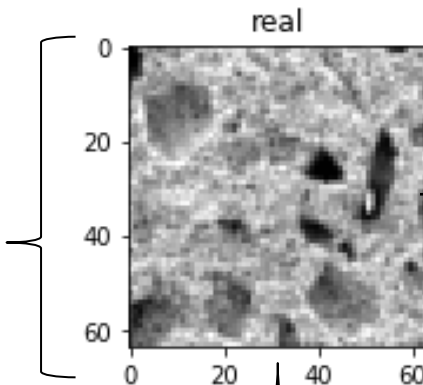


예측된 분율: 53.2%
오차: + 3.2%

전체 오차 평균: 3.24%

① 모델 구현 : 미세조직 분석 결과

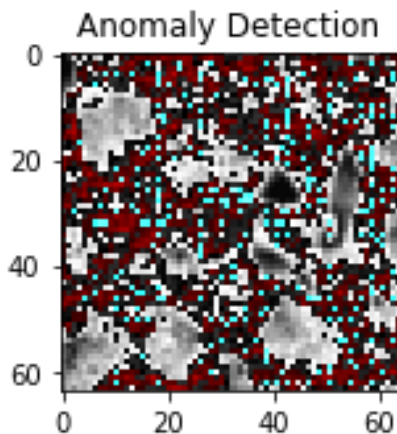
(3) Ti64 (티타늄 합금)



실제 분율: 57.6%

ref. 『New Developments of Ti-Based Alloys for Biomedical Applications』 (2014)

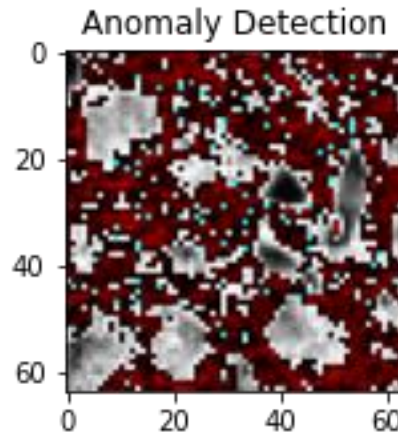
Ano-GAN



예측된 분율: 36.05%
오차: - 21.54%

전체 오차 평균: 12.48%

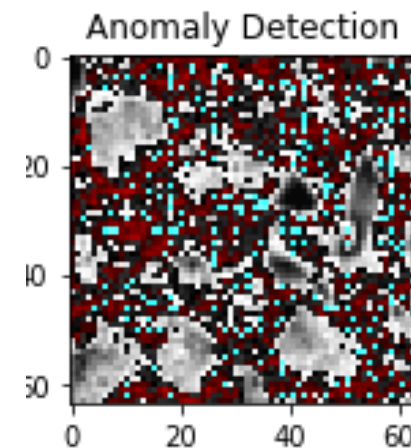
Fast Ano-GAN



예측된 분율: 63.42%
오차: - 5.828%

전체 오차 평균: 10.37%

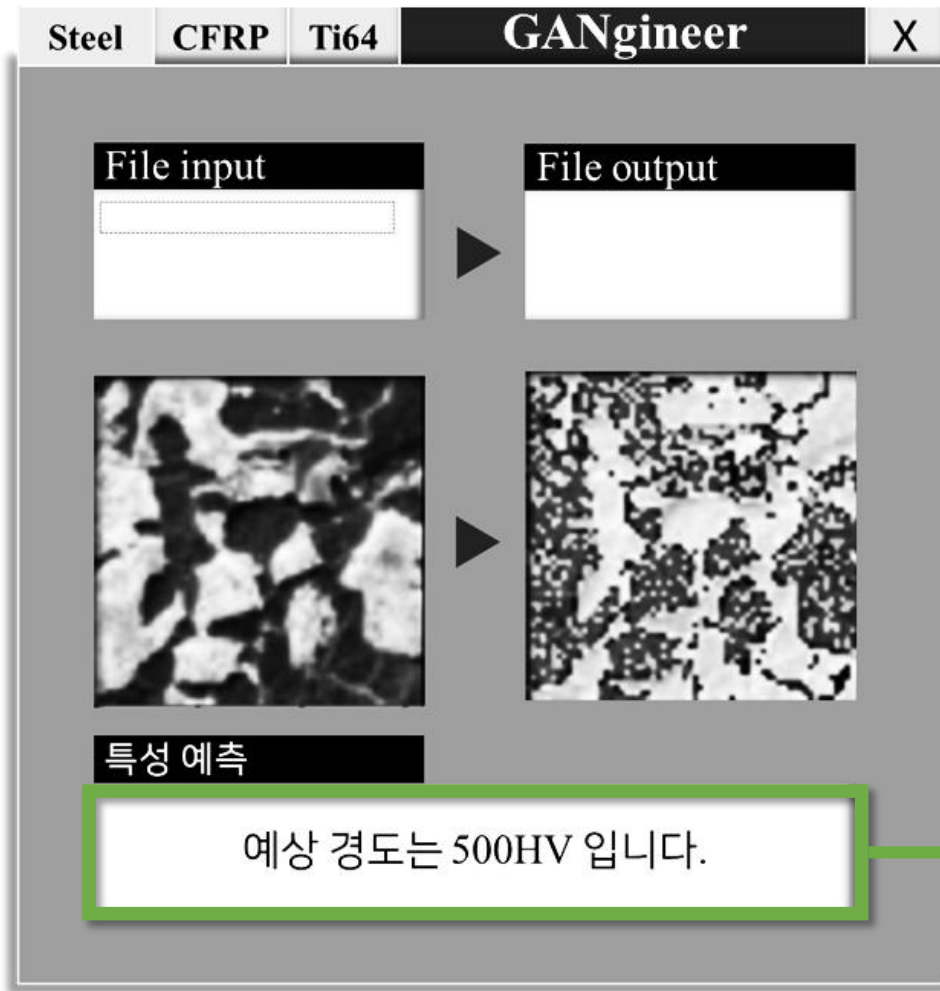
GANomaly



예측된 분율: 73.36%
오차: + 15.76%

전체 오차 평균: 31.23%

07 프로젝트 산출물



② 프로그램 구현:
소재의 특성 예측

② 프로그램 구현 : 소재의 특성 예측

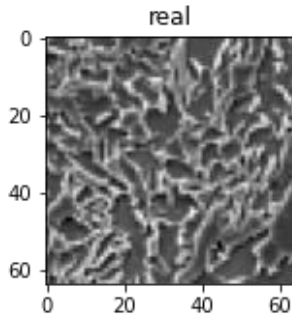
<소재>

<특성>

<예측 방식>

<특성치>

Dual Phase
Steel
(이중상 강철)

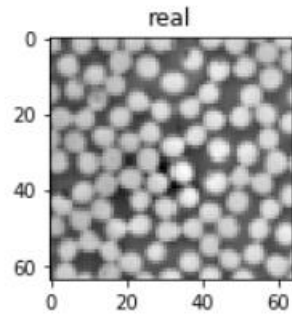


경도 (hardness)

분율 \propto 경도

275 HV

CFRP
(탄소 섬유
강화 플라스틱)

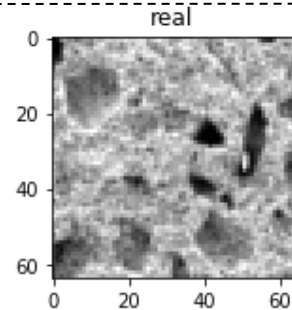


분산도 (dispersion)

|상관계수|

0.01

Ti64
(티타늄 합금)



기공도 (porosity)

기공도 = 1 - 분율

36.58%

07 프로젝트 산출물

※ 소재별 모델 선정 기준

GANomaly	
Dual Phase Steel	전체 오차 평균 1.48%로 가장 적합
CFRP	전체 오차 평균 3.24%로 가장 적합
f-AnoGAN	
Ti64	전체 오차 평균 10.37%로 가장 적합



※ GANgineer 프로그램 구현 결과



“Why not GANomaly?”

1. Semi-Supervised
 - 3D 이미지로 학습
 - 3D 이미지의 분율 추출
2. 단면의 기공도가 필요함
 - 단면 특성치로 전체를 예측

08 기대효과

BEFORE



이미지 분석 프로그램을 통해
사람이 직접 미세조직 경계를 1장씩 추출
하나의 소재당 최소 50장 분석 필요

AFTER

GANgineer

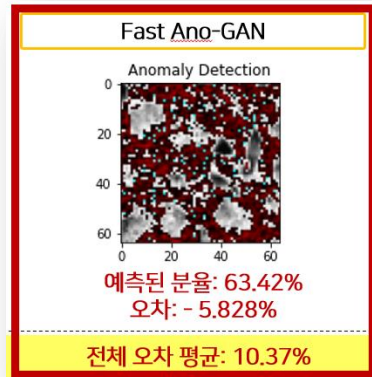


AnoGAN 계열의 모델을 활용해
한번에 대량의 미세조직 분석을 통한
특성 예측 결과 도출 가능,
AI 기반의 최적 공정 조건 마련 단기화

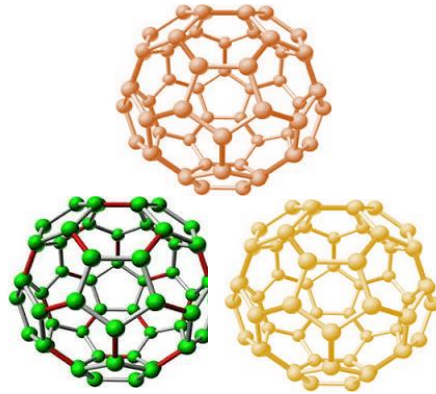
08 향후 수행 과제



실제 측정치와의 비교를 통한
예측 정확도 향상



Ti64 소재에 대한
최적 모델 탐색 필요



소재 및 특성의 종류
범용적으로 확대



목표 특성치 달성을 위한
공정 솔루션 제공 추가



양질의 데이터 수집으로
예측 오차 개선

감사합니다