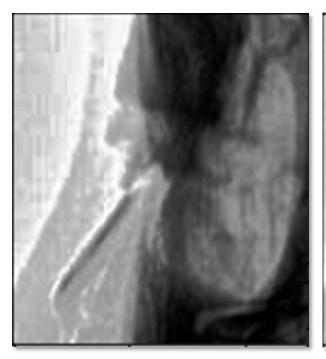


개요

❖ 골절 부위 탐지







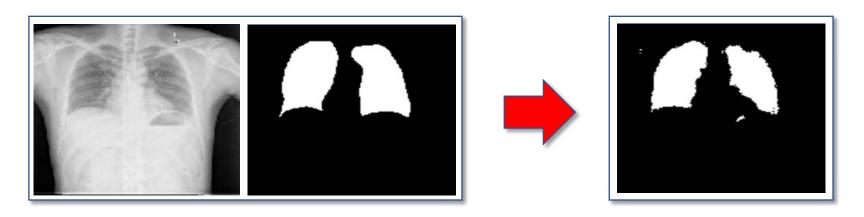


특징

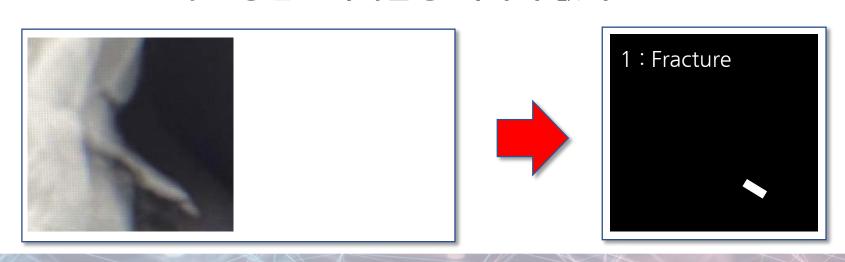
- ❖ 레이블링 데이터가 없는 분할 영역(segmentation)
- ❖목적에 맞는 비용 함수를 딥 러닝 학습으로 구현
- ❖ 일반화 되지 않는 새로운 방법

레이블링 데이터가 없는 분할 영역(segmentation)

❖ 기존 방법 : 레이블링 데이터가 필수



❖ 본 프로젝트 방법 : 레이블링 데이터 없이



목적에 맞는 비용 함수를 딥 러닝 학습으로 구현

- ❖ 골절, 비 골절 여부 판단을 위한 비용 함수를 딥 러닝으로 학습 하여 구함.
- ❖ 진짜와 비슷한 영상 생성을 위한 비용 함수를 딥 러닝으로 학습 하여 구함.



데이터

❖ 실제 병원에서 촬영된 코뼈 X-ray 영상

- 영상 개수 : 골절 1100장, 비 골절 670장

- 영상 크기: 540x740 ~ 2400x2600 다양한 크기

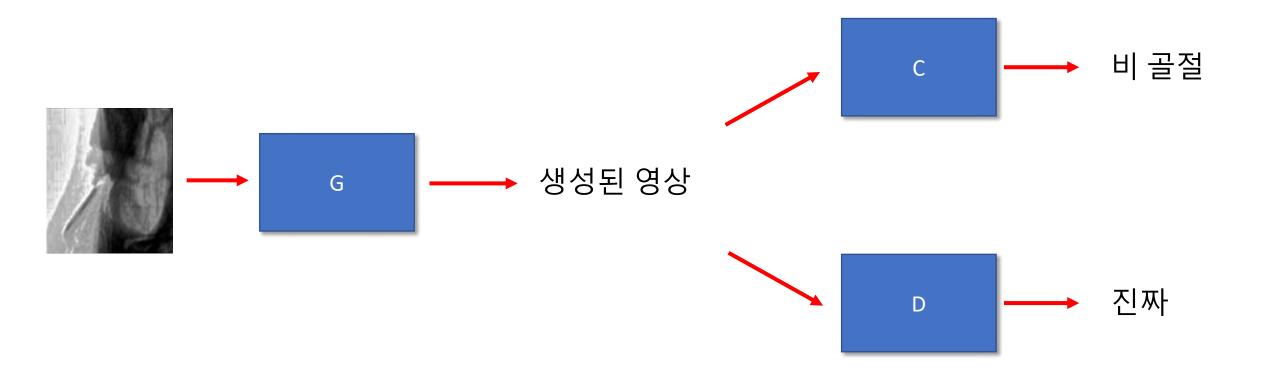








모델구조및방법

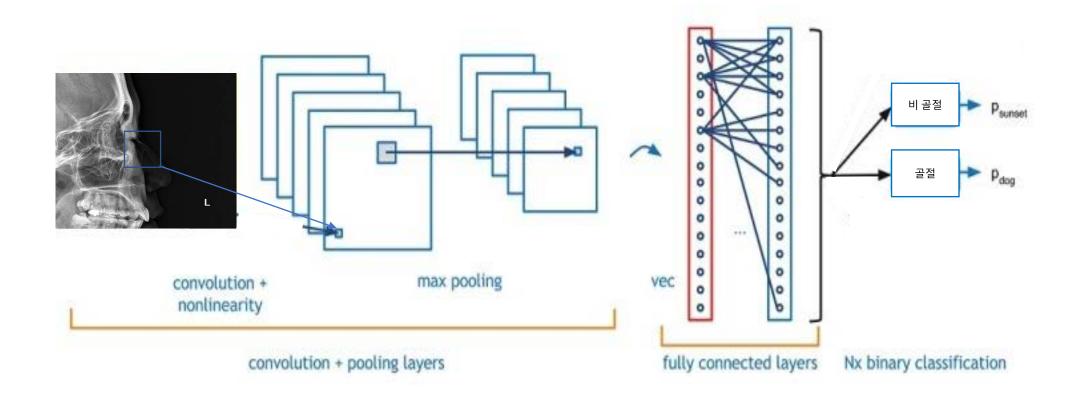


C의 학습

❖Classifier - 골절, 비 골절 분류

CNN

0: 비골절, 1: 골절

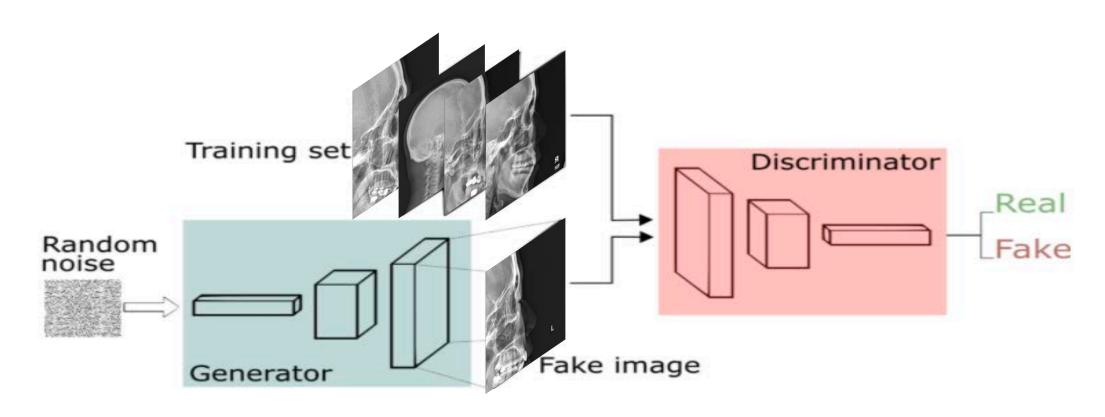


D의 학습

❖ Discriminator - 진짜, 가짜 판별

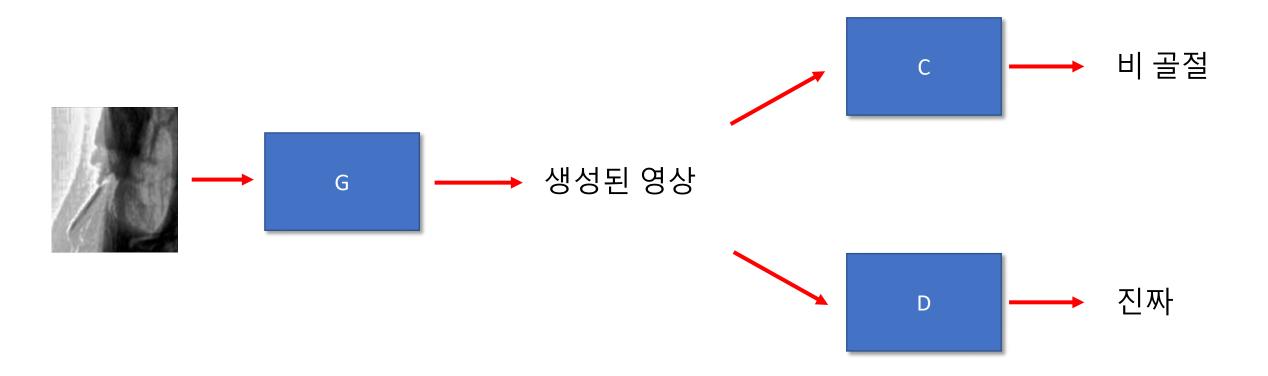
WGAN-pg

0: 진짜, 1:가짜



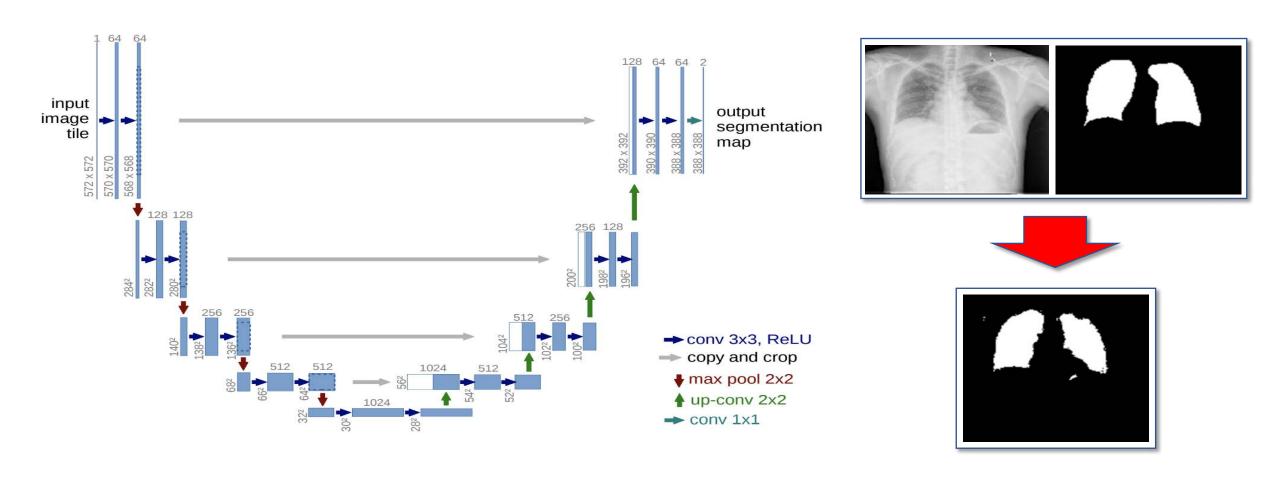
G의 학습 - 비용 함수

- ❖ 비용 함수 = 입력 영상과 유사하며 + 비 골절이며 + 진짜 같아야 한다.
- Loss function = MSE(input, generated) + C(generated) + D(generated)

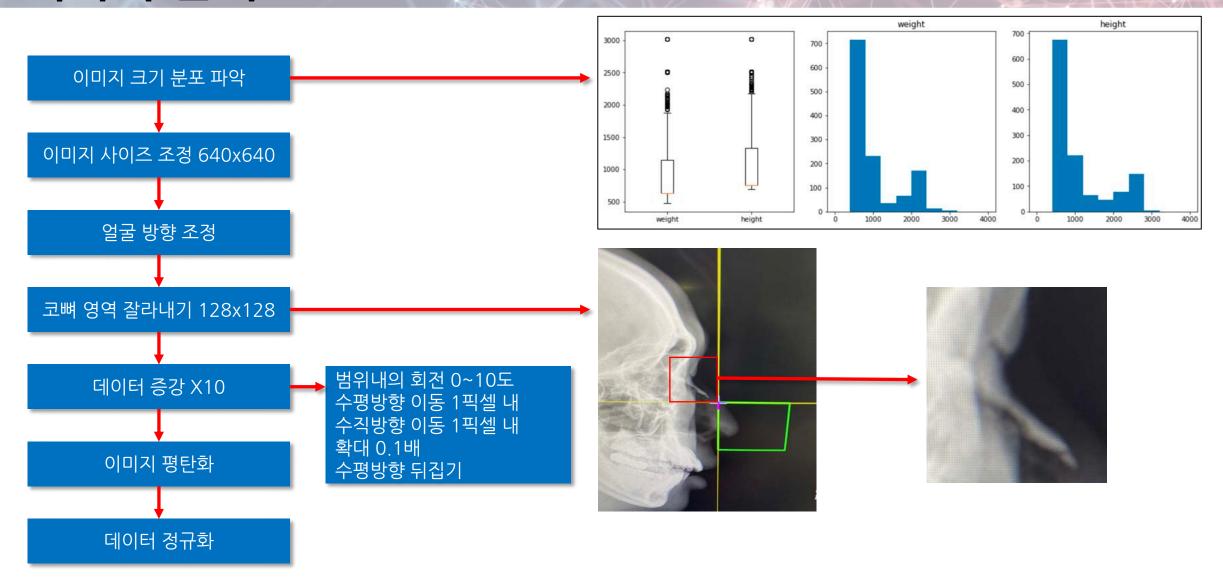


G의 학습

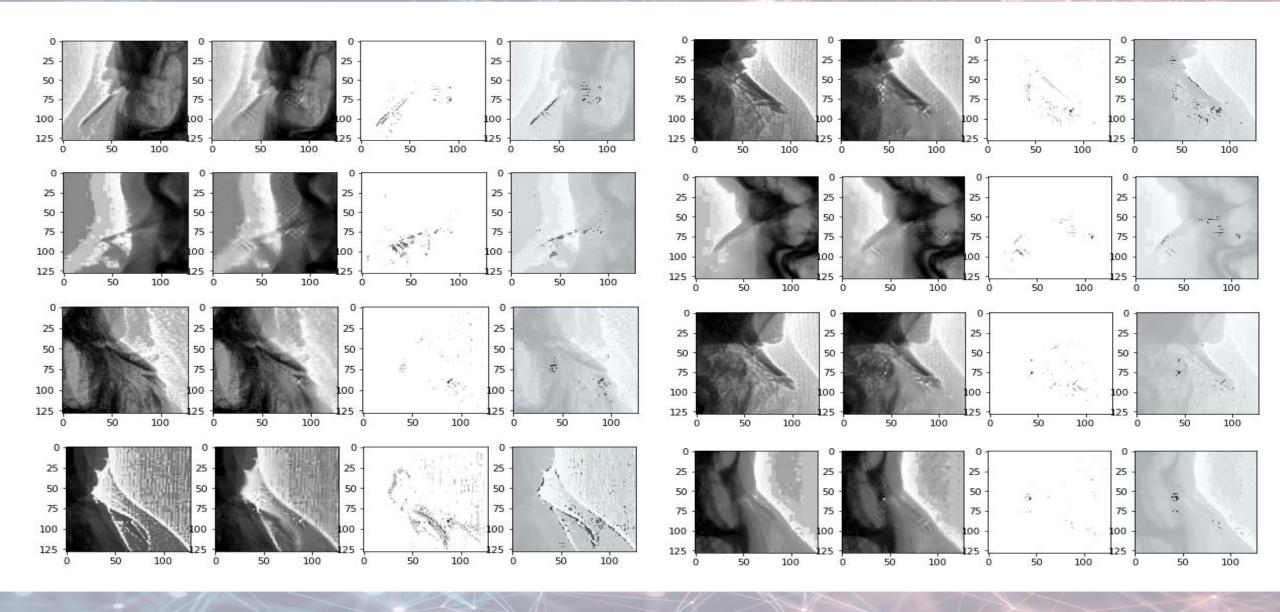
U-net



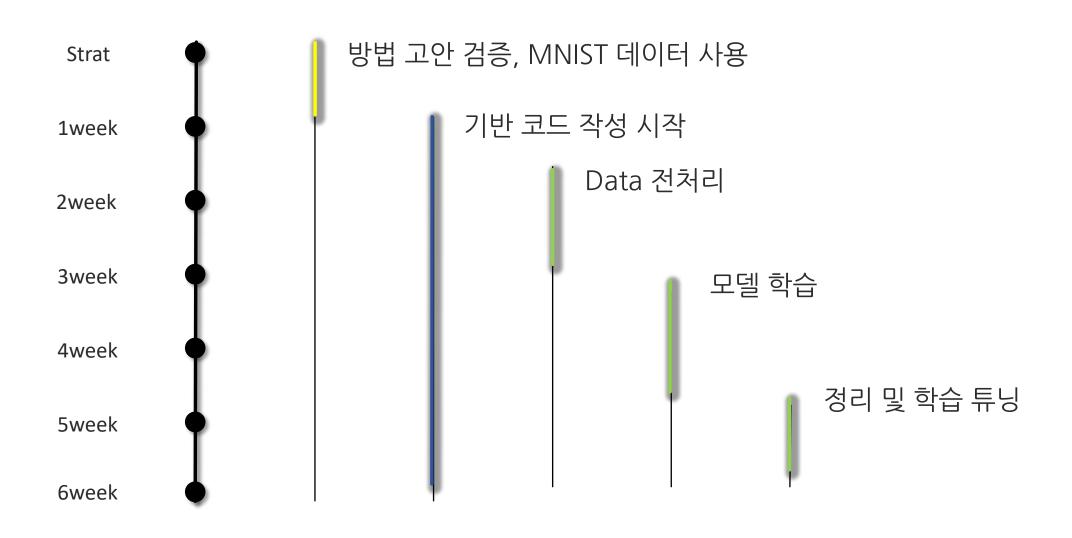
데이터 준비



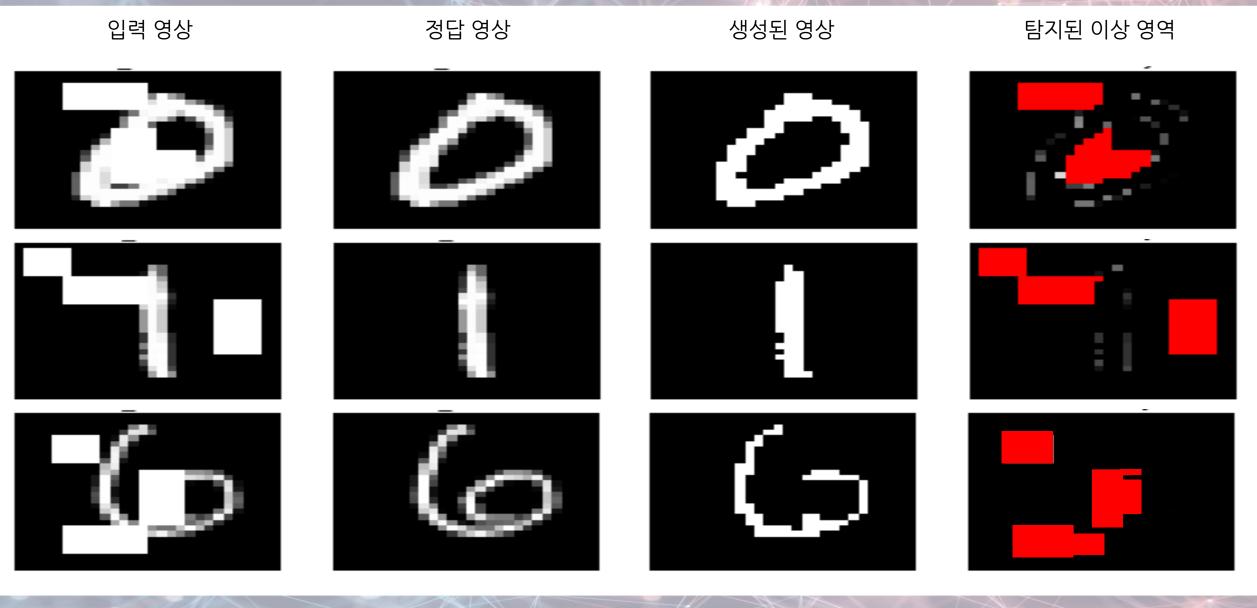
결과



프로젝트 수행 기간



MNIST 방법 고안 검증 결과



개발 환경

Development Environment

- Programing language: python
- IDE: jupyter notebook, VS-code
- framework: TensorFlow 1.x, keras 2.x

Computing system

- GPU: NVIDIA GeForce 1070 8G
- RAM: 16G
- CPU: i7-6700 3.4G 4c/8s
- OS: Ubuntu 18.04, windows 10, MAC OS









