



Code States Project 2

Code States Project 2

Keras와 PyTorch를 사용한 피부암 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 제작 및 최적화

13기 - 개인프로젝트

김강호

목차

1. 프로젝트 개요
2. 프로젝트 수행 절차 및 방법
3. 프로젝트 수행 결과
4. 프로젝트 회고

목차

1. 프로젝트 개요
2. 프로젝트 수행 절차 및 방법
3. 프로젝트 수행 결과
4. 프로젝트 회고

1. 프로젝트 개요

- 프로젝트 주제 선정 배경

- CP2 가이드 문서 일부....

- ▼ 0주차 - 프로젝트 기획 (※ 예시 - 9월 15일 ~ 9월 18일)

- ☑ 취업을 희망하는 기업에서 요구하는 개발 역량 확인 (※ 최소 2 ~ 3곳)

- ☑ 해당 역량을 기반으로 프로젝트를 기획 및 프로젝트에 필요한 개발 콘텐츠 확인

- ☑ 나의 프로젝트가 국내 경진대회 및 개발자 커뮤니티에 동시에 활용될 수 있는지 확인합니다.

- ☑ 에러가 발견되는 경우 어떻게 해결할 것인지 기준을 설정합니다. (※ 에러 해결에 투자할 시간 및 해결 방식)

- ☑ 개발 일정 설정

- 프로젝트 기획 수정 가능일자 설정

- 1 ~ 4주차 기획

1. 프로젝트 개요

• 프로젝트 주제 선정 배경

➤ 취업 희망 포지션 조사 (5곳 요약)

기업명	연구 기술	직무 & 담당업무	업무 기술스택	프로젝트 보완점
메디픽셀	- 심혈관 상태 분석 소프트웨어 연구 → 혈관 분할 기능 → 병변 정량화 기능 → 병변 분석을 통한 스텐트 추천기능 → 혈관종류 분류 & 프레임 추천기능	- 직무 : 딥러닝 알고리즘 개발자(CV) - 담당업무 → 혈관 이미지 분할/ 병변 분석모델 개발 → 3d 모델링, 혈류역학적 분석등의 모델개발 → 시술도구 탐지 및 분할, 심전도 분석, 이중영상 간 정합 등의 모델 개발	Python, PyTorch, Linux, CV 관련 라이브러리	→ 필수 - 이미지 탐지 / 분할, 상태 분류 → 선택 - 추천시스템 → 기술 보완 : PyTorch
테서	- 닥터온톨(온톨로지아 탑재) : 환자의 MRI, CT 검사 결과지를 우리가 아는 용어로 쉽게 해석해주는 서비스 → 자연어 처리(온톨로지아 탑재) 포함 - 온톨 3D : 인체 장기, 혈관, 골격, 신경 등의 의료 영상을 3D로 변환 → 뇌, 혈관, 신경, 뼈, 중앙 영역의 분할 가능 → 환자의 몸상태를 직관적으로 확인 가능	- 직무 : AI Engineer - 담당업무 : 의료영상(MRI, CT)과 전문 영역의 데이터(?)를 활용한 딥러닝 연구(딥러닝 알고리즘 개발) - 자격요건 → 인공지능망 구축 관련 지식을 갖고 계신 분 → Python을 이용한 데이터 분석 및 딥러닝 알고리즘 연구 경험 → Pytorch, Keras, Tensorflow 등 딥러닝 프레임워크를 사용한 학습 레이어 구현 및 Fine Tuning이 가능하신 분	Python, keras, tensorflow, PyTorch	→ 필수 : 사전학습 모델을 활용한 Fine tuning 보여주기 / 이미지 분할 → 기술 보완 : PyTorch

- 취업 희망 포지션 수십 곳 이상 조사
- 5곳으로 요약
- 5곳에 대하여 다음 항목 조사

1. 기업명
2. 직무 및 담당업무
3. 업무 기술 스택

- 조사항목으로 부터 프로젝트에서 보완해야 할 점 작성

1. 프로젝트 개요

- 프로젝트 주제 선정 배경

- 프로젝트 보완점

1. 기술 스택 : **PyTorch**

2. 희망업무 성격 : **이미지 분할 / 분석**

- ✓ 이미지 내 **특정 부분을 분할/분류** 하는 프로젝트 진행

3. 최신논문 구현

- ✓ **최신 논문**의 딥러닝 모델을 **PyTorch 기반의 코드로 구현**해보기

4. (Optional) 딥러닝 모델이 탑재된 **웹앱 구현**

- ✓ 구현한 **딥러닝 모델**을 **웹앱과 연결**하고 **배포**하기

- ✓ CP1에서 완전히 구현하지 못함

1. 프로젝트 개요

- 데이터 셋 소개

- 피부암 데이터 셋 - Ham10000 데이터 셋

1. 이미지 데이터 개수

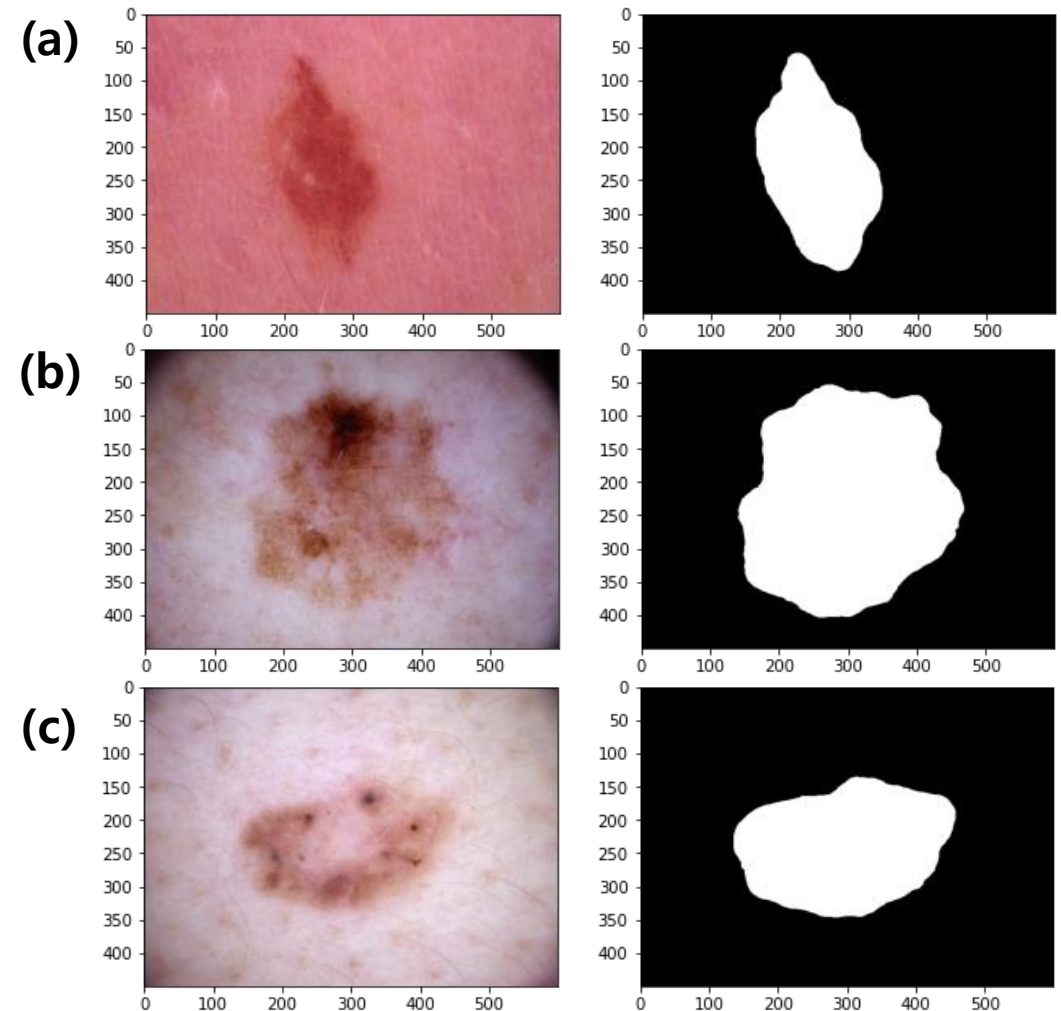
- ✓ 이미지 데이터(왼쪽 이미지) 개수 : 10015개
- ✓ 마스크(오른쪽 이미지) 개수 : 10015개

2. 이미지 및 마스크 크기(pixels)

- ✓ 450(Height) * 600(Width) * 3(Channel)

데이터 출처 :

<https://www.kaggle.com/datasets/surajghuwalewala/ham1000-segmentation-and-classification>



(a). 모반 (NV, melanocytic nevi)

(b). 흑색종 악성 (MEL, melanoma)

(c). 기타 피부암 (Other_SC, Other skin cancer)

1. 프로젝트 개요

- 데이터 셋 소개

- 피부암 데이터 셋 - Ham10000 데이터 셋

3. 라벨의 종류

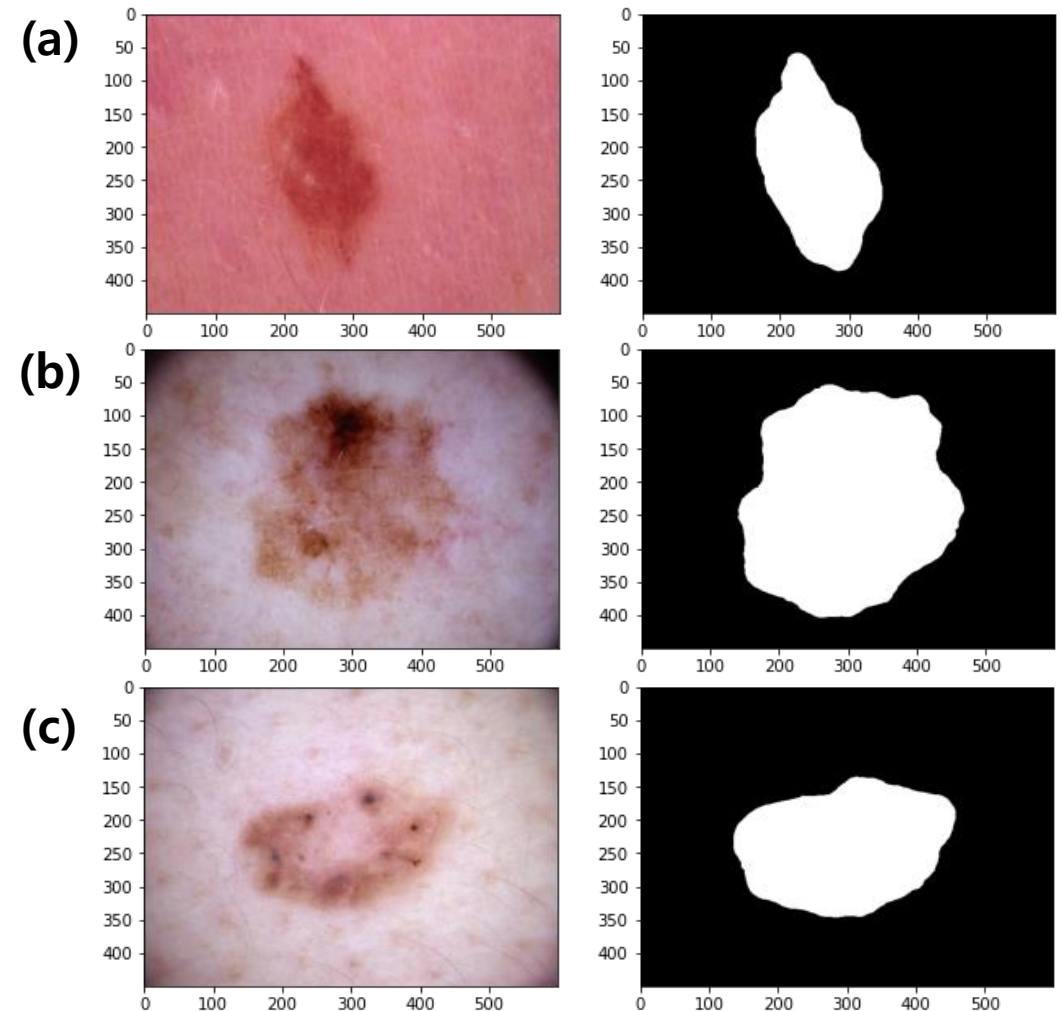
- ✓ 흑색종
- ✓ 멜라닌 세포 모반(NV)
- ✓ 광선각화증 및 상피내 암종/보웬병(AKIEC)
- ✓ 기저 세포 암종(BCC)
- ✓ 양성 각화증 유사 병변(BKL)
- ✓ 피부 섬유종(DF)
- ✓ 혈관 병변 (VASC)

기타 피부암
(Other_SC)



데이터 출처 :

<https://www.kaggle.com/datasets/surajghuwalewala/ham1000-segmentation-and-classification>



(a). 모반 (NV, melanocytic nevi)

(b). 흑색종 악성 (MEL, melanoma)

(c). 기타 피부암 (Other_SC, Other skin cancer)

1. 프로젝트 개요

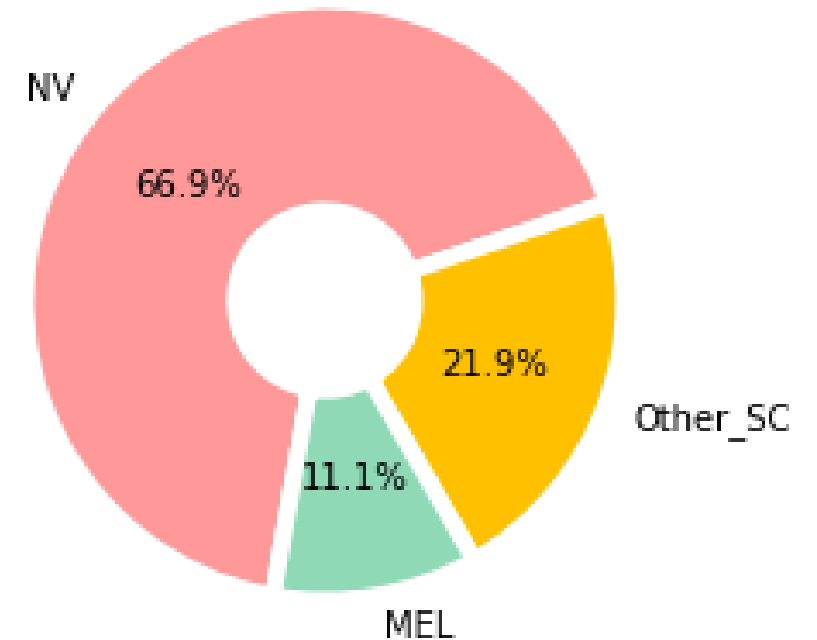
- 데이터 셋 소개

- 피부암 데이터 셋 - Ham10000 데이터 셋

4. 라벨 별 데이터(이미지 및 마스크) 개수 및 비율

라벨	개수(개)	비율(%)
흑색종 악성 (MEL)	1113	11.11
모반 (NV)	6705	66.95
기타 피부암 (Other_SC)	2197	21.94

Ratio of dataset labels



불균형 데이터

데이터 출처 :

<https://www.kaggle.com/datasets/surajghuwalewala/ham1000-segmentation-and-classification>

1. 프로젝트 개요

- 피부암 관련 문제 및 해결책

1. 흑색종 악성의 특성 및 문제점

- ✓ 다른 피부암들에 비해 뼈나 혈관으로 암세포의 전이가 쉽게 일어남.
 - 흑색종에 의한 사망률이 다른 피부암들보다 높음
- ✓ 육안으로는, 모반(일반 점, NV)과 비슷하게 생겨 초기에 발견이 어려움.
 - 사망률이 더 높아짐



참고논문 :

1. Popescu, Dan, et al. "New Trends in Melanoma Detection Using Neural Networks: A Systematic Review." *Sensors* 22.2 (2022): 496.
2. Sun, X.; Zhang, N.; Yin, C.; Zhu, B.; Li, X. Ultraviolet radiation and melanomagenesis: From mechanism to immunotherapy. *Front. Oncol.* 2020, 10, 951.

1. 프로젝트 개요

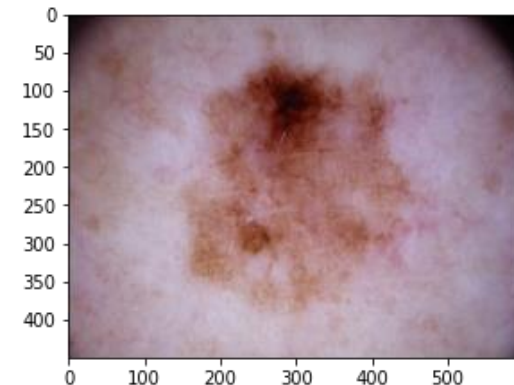
- 피부암 관련 문제 및 해결책

2. 해결책

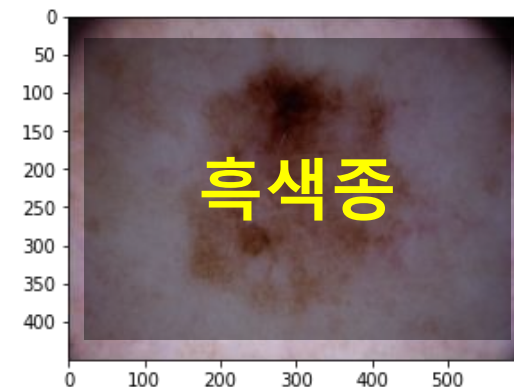
- ✓ 딥러닝 모델을 통한 **흑색종** 이미지의 패턴 감지
 - 모반과의 미세한 차이 분류

3. 프로젝트 목적

- ✓ 피부암 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 제작 및 최적화
 - 특히 **흑색종**의 분류성능을 높이자.



학습된
딥러닝 모델



목차

1. 프로젝트 개요
2. 프로젝트 수행 절차 및 방법
3. 프로젝트 수행 결과
4. 프로젝트 회고

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



1]. 취업 희망 포지션 조사(2022.09.15 ~ 09.16)

기업명	연구 기술	직무 & 담당업무	업무 기술스택	프로젝트 보완점
메디픽셀	- 심혈관 상태 분석 소프트웨어 연구 → 혈관 분할 기능 → 병변 정량화 기능 → 병변 분석을 통한 스텐트 추천기능 → 혈관종류 분류 & 프레임 추천기능	- 직무 : 딥러닝 알고리즘 개발자(CV) - 담당업무 → 혈관 이미지 분할/ 병변 분석모델 개발 → 3d 모델링, 혈류역학적 분석등의 모델개발 → 시술도구 탐지 및 분할, 심전도 분석, 이중영상 간 정합 등의 모델 개발	Python, PyTorch, Linux, CV 관련 라이브러리	→ 필수 - 이미지 탐지 / 분할, 상태 분류 → 선택 - 추천시스템 → 기술 보완 : PyTorch
테서	- 닥터온톨(온톨로지아 탑재) : 환자의 MRI, CT 검사 결과지를 우리가 아는 용어로 쉽게 해석해주는 서비스 → 자연어 처리(온톨로지아 탑재) 포함 - 온톨 3D : 인체 장기, 혈관, 골격, 신경 등의 의료 영상을 3D로 변환 → 뇌, 혈관, 신경, 뼈, 종양 영역의 분할 가능 → 환자의 몸상태를 직관적으로 확인 가능	- 직무 : AI Engineer - 담당업무 : 의료영상(MRI, CT)과 전문 영역의 데이터(?)를 활용한 딥러닝 연구(딥러닝 알고리즘 개발) - 자격요건 → 인공지능망 구축 관련 지식을 갖고 계신 분 → Python을 이용한 데이터 분석 및 딥러닝 알고리즘 연구 경험 → Pytorch, Keras, Tensorflow 등 딥러닝 프레임워크를 사용한 학습 레이어 구현 및 Fine Tuning이 가능하신 분	Python, keras, tensorflow, PyTorch	→ 필수 : 사전학습 모델을 활용한 Fine tuning 보여주기 / 이미지 분할 → 기술 보완 : PyTorch

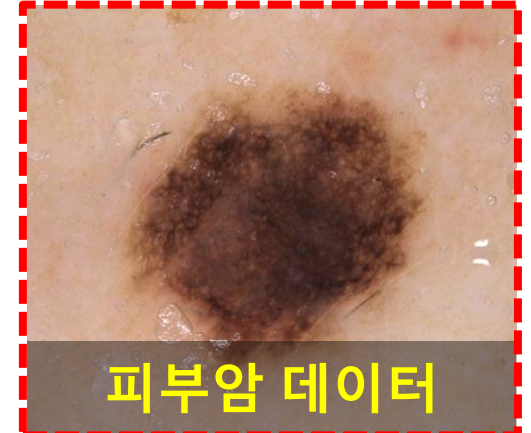
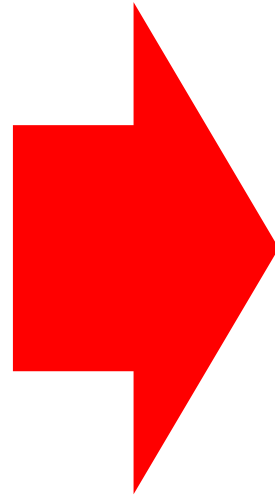
- 취업 희망 포지션 수집 곳 이상 조사
- 5곳으로 요약
- 5곳에 대하여 다음 항목 조사
 1. 기업명
 2. 직무 및 담당업무
 3. 업무 기술 스택
- 조사항목으로 부터 프로젝트에서 보완해야 할 점 작성

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



2]. 데이터 탐색 (2022.09.16 ~ 09.17)

프로젝트 보완점



2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



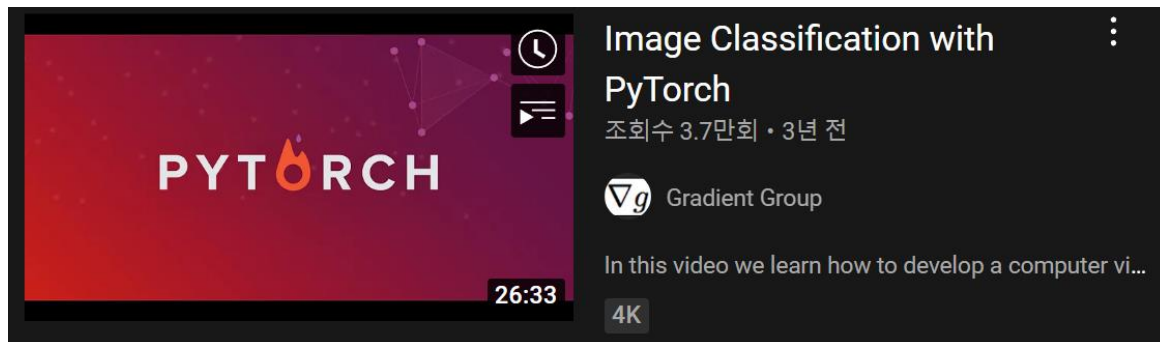
1]. PyTorch 기초지식 및 이미지 segmentation 공부(2022.09.19 ~ 2022.09.23)



https://www.youtube.com/watch?v=k60oT_8lyFw



<https://www.youtube.com/watch?v=Lu93Ah2h9XA>



<https://www.youtube.com/watch?v=zFA8Cm13Xmk>

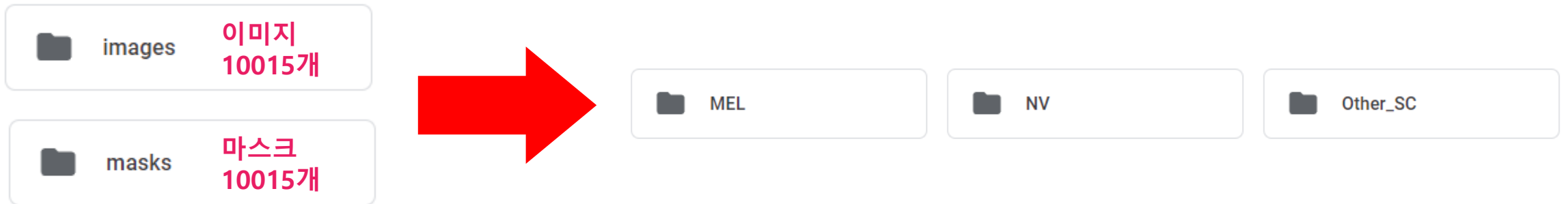
PyTorch 튜토리얼 깃헙

https://github.com/qubvel/segmentation_models.pytorch

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



2]. 데이터 EDA 및 전처리 (2022.09.22 ~ 2022.09.23)



질환(라벨) 별 정리

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



2]. 데이터 EDA 및 전처리 (2022.09.22 ~ 2022.09.23)



train, validation, test set + 질환(라벨) 별 정리

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법

0주차

1주차

2주차

3주차

4주차

1]. 최신논문 검색 (2022.09.26 ~ 2022.09.30)

- 아래의 키워드를 조합하여
논문검색 진행
 - ✓ Skin cancer
 - ✓ Classification
 - ✓ CNN



Article

The Development of a Skin Cancer Classification System for Pigmented Skin Lesions Using Deep Learning

Shunichi Jinnai ^{1,*}, Naoya Yamazaki ¹, Yuichiro Hirano ², Yohei Sugawara ², Yuichiro Ohe ² and Ryuji Hamamoto ^{4,5,*}

¹ Department of Dermatologic Oncology, National Cancer Center Hospital, 5-1-1 Tsukiji, Chuo-ku, Tokyo 104-0045, Japan; nyamazak@ncc.go.jp

² Preferred Networks, 1-6-1 Otemachi, Chiyoda-ku, Tokyo 100-0004, Japan; hirano@preferred.jp (Y.H.); suga@preferred.jp (Y.S.)

³ Department of Thoracic Oncology, National Cancer Center Hospital, 5-1-1 Tsukiji, Chuo-ku, Tokyo 104-0045, Japan; yohe@ncc.go.jp

⁴ Division of Molecular Modification and Cancer Biology, National Cancer Center Research Institute, 5-1-1 Tsukiji, Chuo-ku, Tokyo 104-0045, Japan

⁵ Cancer Translational Research Team, RIKEN Center for Advanced Intelligence Project, 1-4-1 Nihonbashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027, Japan

* Correspondence: sjinnai@ncc.go.jp (S.J.); rhamamot@ncc.go.jp (R.H.)

Received: 23 June 2020; Accepted: 28 July 2020; Published: 29 July 2020



Abstract: Recent studies have demonstrated the usefulness of convolutional neural networks (CNNs) to classify images of melanoma, with accuracies comparable to those achieved by dermatologists. However, the performance of a CNN trained with only clinical images of a pigmented skin lesion in a clinical image classification task, in competition with dermatologists, has not been reported to date. In this study, we extracted 5846 clinical images of pigmented skin lesions from 3551 patients. Pigmented skin lesions included malignant tumors (malignant melanoma and basal cell carcinoma) and benign tumors (nevus, seborrheic keratosis, senile lentigo, and hematoma/hemangioma).

Jinnai, Shunichi, et al. "The development of a skin cancer classification system for pigmented skin lesions using deep learning." *Biomolecules* 10.8 (2020): 1123.



Review

New Trends in Melanoma Detection Using Neural Networks: A Systematic Review

Dan Popescu ^{*}, Mohamed El-Khatib, Hassan El-Khatib and Loretta Ichim

Faculty of Automatic Control and Computers, University Politehnica of Bucharest, 060042 Bucharest, Romania; mohamed.el@stud.acs.upb.ro (M.E.-K.); hassan.el_khatib@stud.ftm.upb.ro (H.E.-K.); loretta.ichim@upb.ro (L.I.)
* Correspondence: dan.popescu@upb.ro; Tel.: +40-766218363

Abstract: Due to its increasing incidence, skin cancer, and especially melanoma, is a serious health disease today. The high mortality rate associated with melanoma makes it necessary to detect the early stages to be treated urgently and properly. This is the reason why many researchers in this domain wanted to obtain accurate computer-aided diagnosis systems to assist in the early detection and diagnosis of such diseases. The paper presents a systematic review of recent advances in an area of increased interest for cancer prediction, with a focus on a comparative perspective of melanoma detection using artificial intelligence, especially neural network-based systems. Such structures can be considered intelligent support systems for dermatologists. Theoretical and applied contributions were investigated in the new development trends of multiple neural network architecture, based on decision fusion. The most representative articles covering the area of melanoma detection based on neural networks, published in journals and impact conferences, were investigated between 2015 and 2021, focusing on the interval 2018–2021 as new trends. Additionally presented are the main databases and trends in their use in teaching neural networks to detect melanomas. Finally, a research agenda was highlighted to advance the field towards the new trends.

Keywords: skin lesion; image processing; machine learning; deep learning; neural networks; image classifiers; image segmentation; melanoma detection; statistic performances; review

1. Introduction

Melanoma (Me) is known as the deadliest type of skin cancer [1], the incidence of its occurrence increasing for both men and women worldwide every year [2,3]. According to Sun Y. et al. [4] the main cause of Me occurrence is exposure to ultraviolet radiation. The

Popescu, Dan, et al. "New Trends in Melanoma Detection Using Neural Networks: A Systematic Review." *Sensors* 22.2 (2022): 496.

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법

0주차

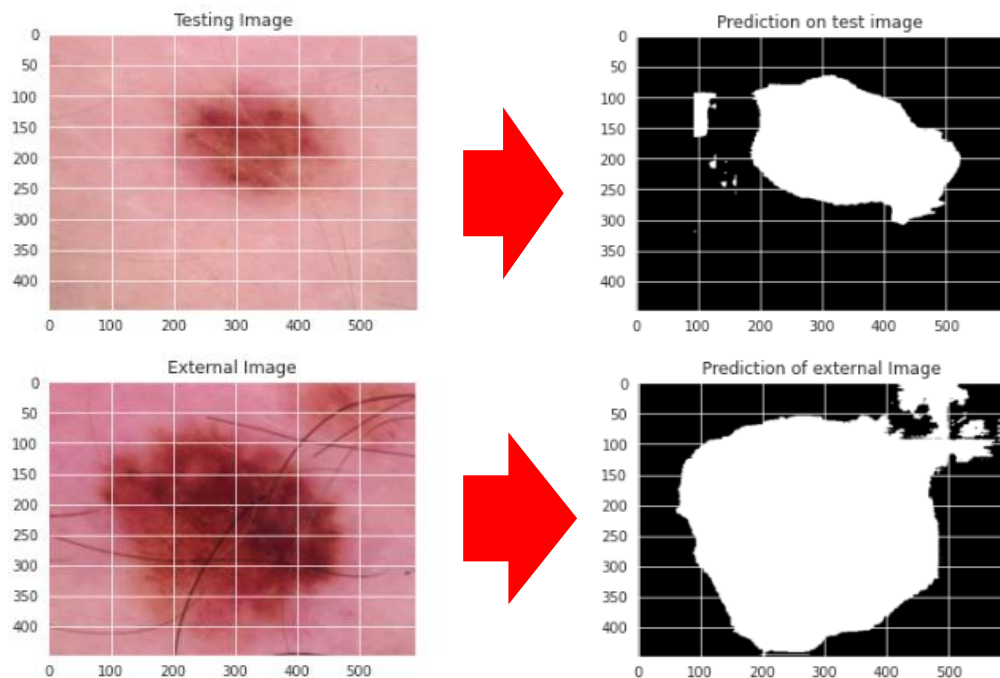
1주차

2주차

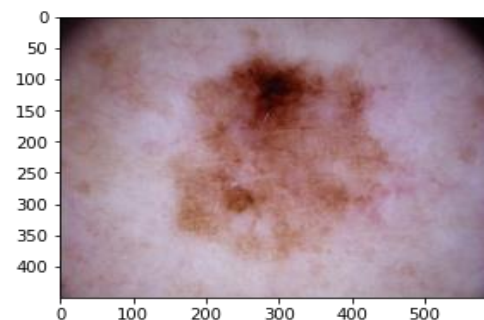
3주차

4주차

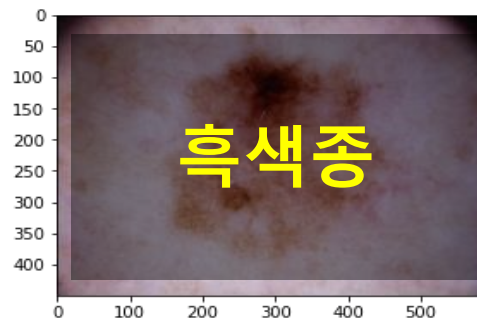
2]. 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 구현 및 최적화 (2022.09.26 ~ 2022.10.01)



이미지 분할모델



학습된
딥러닝 모델

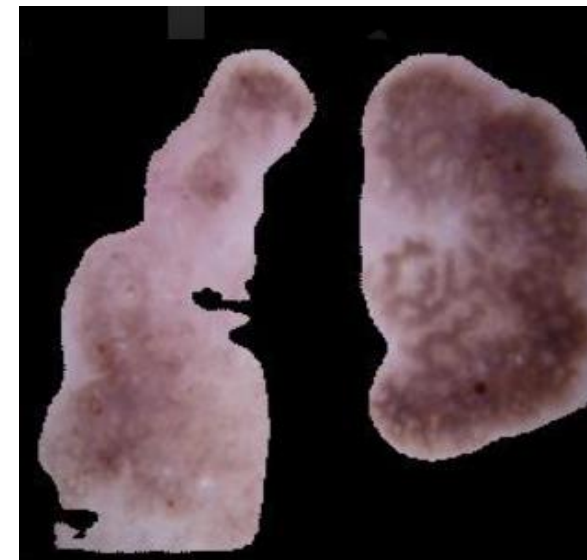
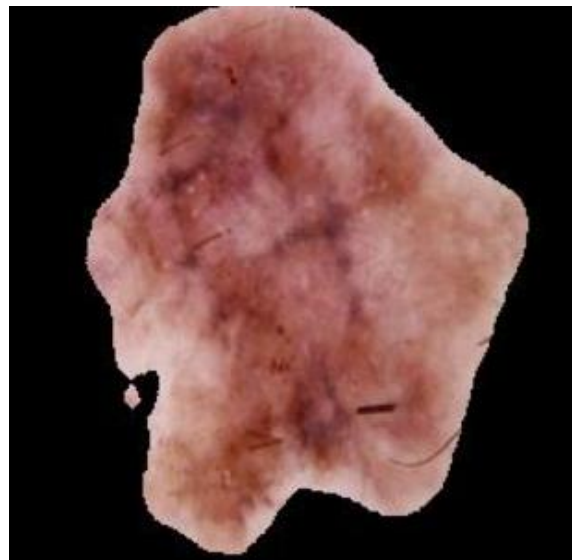


이미지 분류모델

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



1]. 이미지 분할모델로 Segmented된 피부암 이미지 제작
(2022.10.04 ~ 2022.10.05)



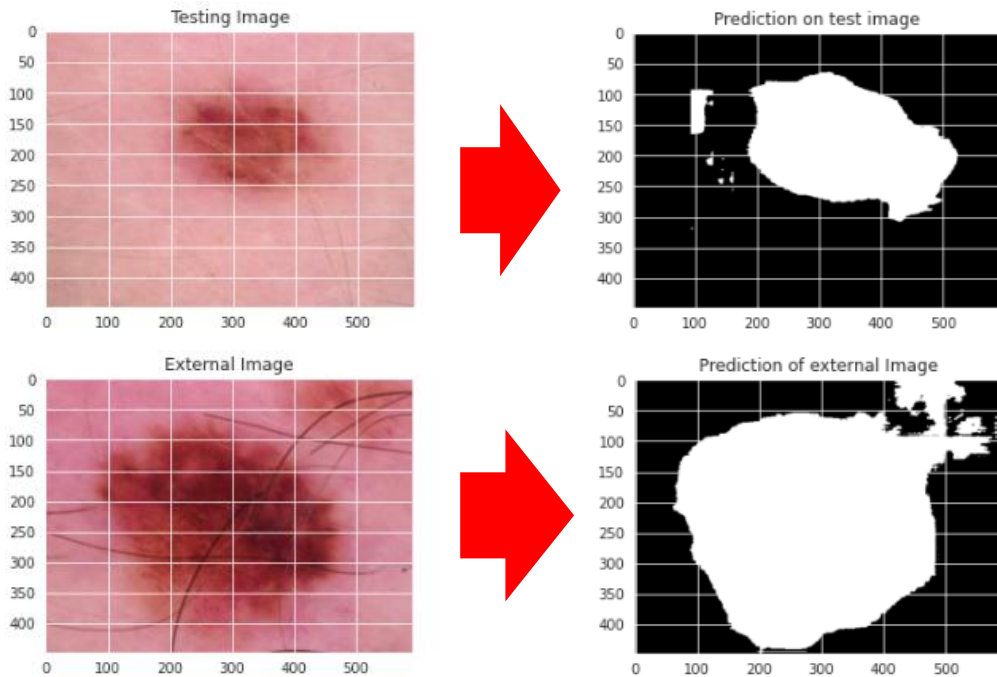
✓ 목적

➢ 분류모델의 성능개선을 위한 병변 주변의 노이즈 제거

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



2]. 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 구현 및 최적화 (2022.10.06 ~ 2022.10.08)



이미지 분할모델



이미지 분류모델

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법

0주차

1주차

2주차

3주차

4주차

1]. 결과정리 및 최종보고서 작성 (2022.10.10 ~ 2022.10.12)



AIB CP2 프로젝트 최종 보고서 [개인 프로젝트]

프로젝트 참여자 : 김기훈
프로젝트 시작일 : 2022.09.15
프로젝트 명칭 : Keras와 PyTorch를
사용한 피부암 이미지
분할/분류 딥러닝 모델
제작
프로젝트 분류 : DS

1. 프로젝트 제목

[사전 안내]

해당 템플릿은 구글 독스를 복사하여 사용해 주세요.
제출은 글자 깨짐 현상 등을 고려하여 .pdf 형태로 파일을 제출 및 디스코드 채널공유를 부탁드립니다.

※ 방법 : 좌측 상단 '파일' → '다운로드' → 'PDF 문서' 선택

- 유아클래스 내 타임폴을 사용하여 .pdf 파일을 제출
- (기업협업의 경우) 각 기업별 디스코드 채널에 pdf 파일을 업로드

- Keras와 PyTorch를 사용한 피부암 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 제작

2. 프로젝트 개요

- 여러 피부암의 종류들 중에 흑색종 악성 같은 경우에는 다른 피부암 종류와 달리 원인으로 암세포의 전이를 쉽게 일으키기 때문에 사망확률이 다른 피부암들에 비해 높다.
- 또한, 흑색종 악성은 육안으로 모반(일반적인 점)과 생김새가 비슷하여 초기에 발견하기도 어렵다.
- 흑색종 악성을 발견하지 못해 치료시기를 놓침으로 인한 피부암 환자의 사망을 막기 위해 피부암 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 개발 및 최적화를 진행함
- 최적화된 딥러닝 분할/분류 모델에 대한 결과 및 결과 분석 진행
- 이번에 개발한 딥러닝 모델에 대한 기대효과
 - 실제 흑색종 악성인 사람을 종 상양수(테스트 셋 기준 약 88%가량)가 흑색종 악성으로 분류되어, 해당수의 흑색종 환자들이 조기 치료를 받을 수 있도록 도와 흑색종으로 인한 환자들의 사망을 막아줄 것이다.

3. 프로젝트 수행 내역

1. 회암 작중에 취업하기 위한 취업 회암 포지션 조사

- 회암 작중 : 컴퓨터 비전 관련 머신러닝 & 딥러닝 엔지니어
- 회암 분야 : 의료 & 헬스케어
- 회암 작중과 분야를 위주로 수십 개의 직업모집 광고를 조회한 후, 취업을 원하는 기업의 포지션을 5곳으로 요약 및 정리 진행
- 요약한 취업 회암 포지션 관련 정보부터, 담당 업무와 기술스택 부분을 참조하여 내가 취업을 위해 이번 프로젝트에서 보충해야 할 부분을 정리함

2. 프로젝트에서 사용할 데이터 탐색

- 나의 취업 회암 포지션으로의 취업을 위해 이번 프로젝트에서 보충해야 할 부분들을 참고하여 데이터 선정
- 데이터 셋 선정과정
 - 처음에는, 회암 작무가 심혈관 이미지 또는 신체 내부의 이미지와 연관되다보니 관련 데이터를 찾으려고 노력했음.
 - 그러나, 회암 회사와 연관된 심혈관과 관련된 분할/분류 데이터 셋을 찾을 수 없었고, 대안으로 폐 혈관 데이터와 안구 혈관 데이터 셋을 찾았으나 데이터의 개수가 현저히 부족했음.
 - 폐/안구 혈관 데이터셋 개수: 20개 ~ 50개 내외
대안으로 가고 싶은 회사와는 관련성이 떨어질 수 있는 데이터 셋이지만, 이미지 분할/분류를 수행하는 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있는 피부암 ham10000 데이터 셋을 발견
 - 데이터 셋과 마스크가 10000개 가량 존재 → 데이터 셋이 비교적 충분
 - 프로젝트 주제에 선정

3. 프로젝트 주제, 목적 및 진행 계획 설정

- 최종 선택한 데이터 셋을 바탕으로 프로젝트 주제 선정
- 프로젝트 주제 : Keras와 PyTorch를 사용한 피부암 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 제작 및 최적화
- 프로젝트 목적
 - 개인적 목적 : 취업 회암 기업에서 요구하는 이미지 분할/분류 딥러닝 모델 구현능력과 최신논문 구현능력 및 PyTorch 활용능력이 있음을 증명함.
 - 프로젝트 주제관련 목적 : 피부암 이미지 분할/분류 딥러닝 모델을 통해, 생명에 큰 지장을 줄 수 있는 흑색종 악성(MEL) 병변의 이미지를 다른 병변의 종류와 구분하여 조기 치료요법을 받을 수 있도록 한다.

4. 프로젝트 배경 및 목적

1. 프로젝트 배경

a. 프로젝트 주제 선정 과정

- 프로젝트를 시작하기 전에, 우선 구글 사이트에서 취업 회암 포지션에 대한 조사를 수행함

- 회암 작중 : 컴퓨터 비전 관련 머신러닝 & 딥러닝 엔지니어
- 회암 분야 : 의료 & 헬스케어

ii. 취업 공고에 언급된 담당업무와 기술스택 부분을 참고하여, 취업 회암 포지션에서 요구할 만한 역량을 정리한 후에 이번 프로젝트에서 보충해야 할 역량을 정리함

iii. 취업에 필요한 역량들을 보충할 수 있는 데이터 셋을 여러 시행착오를 통해 수집

1. 데이터 셋 선정과정

- 처음에는, 회암 작무가 심혈관 이미지 또는 신체 내부의 이미지와 연관되다보니 관련 데이터를 찾으려고 노력했음.
 - 그러나, 회암 회사와 연관된 심혈관과 관련된 분할/분류 데이터 셋을 찾을 수 없었고, 대안으로 폐 혈관 데이터와 안구 혈관 데이터 셋을 찾았으나 데이터의 개수가 현저히 부족했음.
 - 폐/안구 혈관 데이터셋 개수: 20개 ~ 50개 내외
대안으로 가고 싶은 회사와는 관련성이 떨어질 수 있는 데이터 셋이지만, 이미지 분할/분류를 수행하는 딥러닝 모델을 학습시킬 수 있는 피부암 ham10000 데이터 셋을 발견
 - 데이터 셋과 마스크가 10000개 가량 존재 → 데이터 셋이 비교적 충분
 - 프로젝트에 피부암 ham10000 데이터 셋을 사용하기로 함
- iv. 선택한 데이터 셋으로 해결하고자 하는 문제 및 프로젝트 목표 설정

b. 프로젝트 주제 관련 배경

i. UV-C(파장: 200~280nm)와 같은 유해 자외선

- 대부분 자외선에 노출되지 않지만, 환경문제로 **오존층에 구멍(오존홀)**이 생기는 경우 지상에 도달
- 지상에 도달 시, 사람들의 세포조직을 손상시켜 피부암을 초래

2. 프로젝트 수행 절차 및 방법



2]. 발표자료 작성 & 촬영 (2022.10.12 ~ 2022.10.13)

Code States Project 2

Keras와 PyTorch를 사용한 피부암 이미지
분할/분류 딥러닝 모델 제작 및 최적화

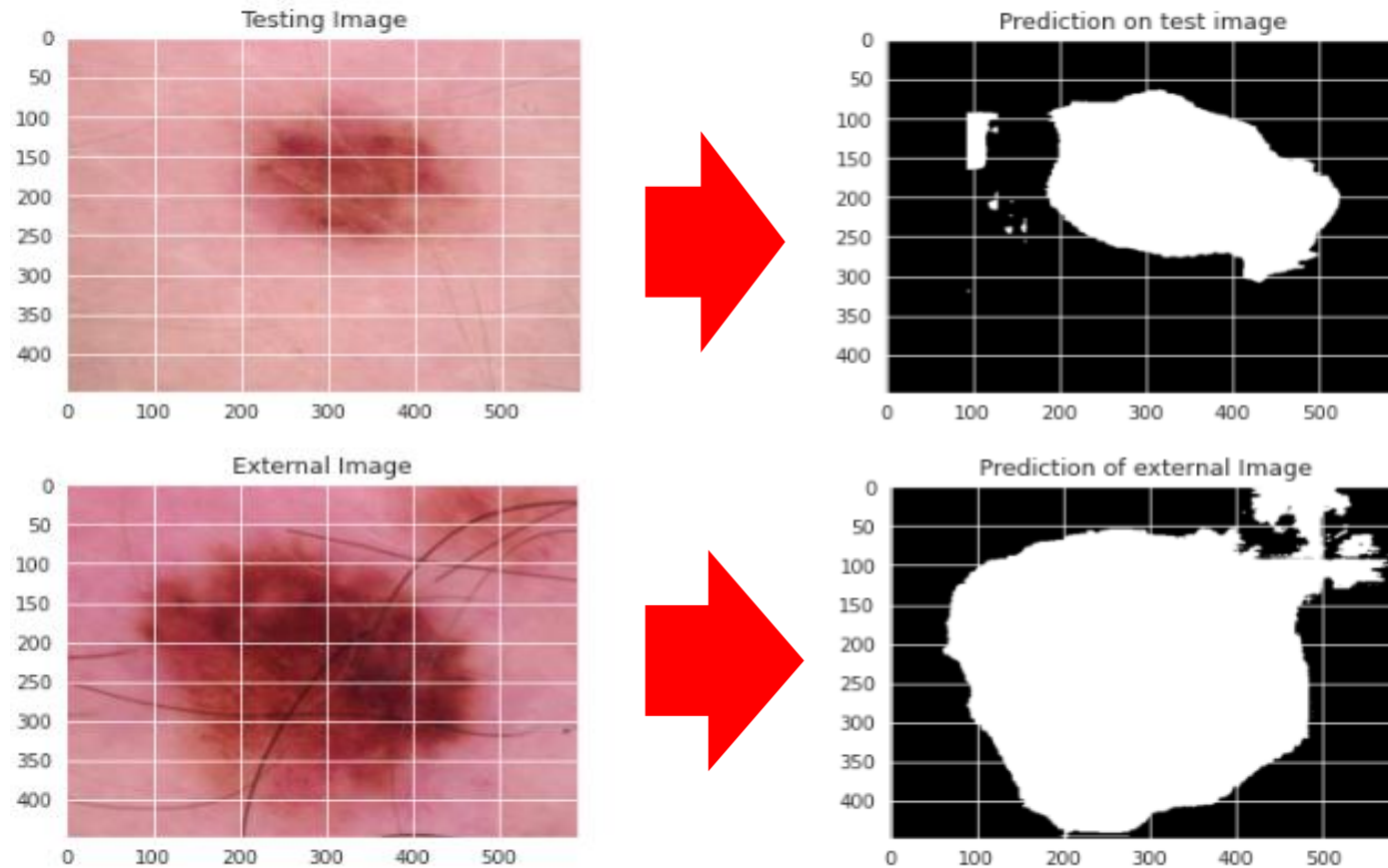
13기 - 개인프로젝트
김강호

목차

1. 프로젝트 개요
2. 프로젝트 수행 절차 및 방법
3. 프로젝트 수행 결과
4. 프로젝트 회고

3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델



3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

1. 필요성

- ✓ 이미지 자체의 **noise**(털, 피부색의 다양성, 사진의 해상도, 각종 물체 등...)

제거

- 피부암 분류모델의 성능 개선

- ✓ 희망 직무로의 취업

- 담당 업무에 이미지 분할이 포함되어 있었음.

3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

2. 방법

✓ 데이터 전처리

- 이미지를 학습모델에 일괄적으로 불러올 수 있도록 경로설정
- 분할모델의 학습효율을 개선시키기 위해 이미지 자체에 대한 전처리
진행

Ex) 이미지 사이즈 변경, 정규화 등

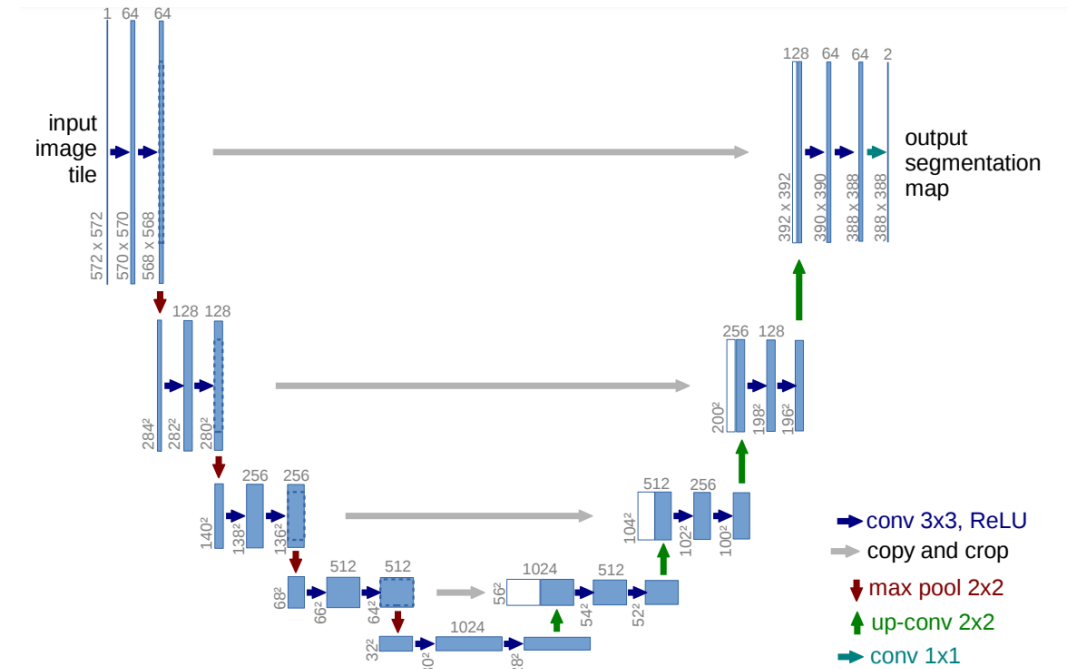
- 데이터 경로 설정 라이브러리 : os, pandas
- 이미지 로딩 & 전처리 라이브러리 : matplotlib.pyplot, cv2, Image, numpy

3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

2. 방법

- ✓ 모델 구성 – 아래논문에 있는 Unet 모델 기반으로 customizing 진행
- ✓ Input Parameter
 - IMG_HEIGHT = 448
 - IMG_WIDTH = 592
 - IMG_CHANNELS = 3
 - DROPOUT = 0.3
 - 원본 이미지의 크기(450 * 600)를 최대한 유지하되, 이미지가 Unet에서 동작하도록 구성



3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

2. 방법

✓ 모델 구조 설명

- **Downsampling 부분:** Conv2D, Dropout, MaxPooling2D >> 이미지의 특징 추출
- **Upsampling 부분:** Conv2DTranspose, concatenate, Conv2D, Dropout 사용 >> 원본 이미지와 비슷한 크기로 복원

Model: "model_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_10 (InputLayer)	[(None, 448, 592, 3)]	0
conv2d_141 (Conv2D)	(None, 448, 592, 16)	448
dropout_69 (Dropout)	(None, 448, 592, 16)	0
conv2d_142 (Conv2D)	(None, 448, 592, 16)	2320
max_pooling2d_36 (MaxPooling2D)	(None, 224, 296, 16)	0
conv2d_143 (Conv2D)	(None, 224, 296, 32)	4640
dropout_70 (Dropout)	(None, 224, 296, 32)	0
conv2d_144 (Conv2D)	(None, 224, 296, 32)	9248
max_pooling2d_37 (MaxPooling2D)	(None, 112, 148, 32)	0
conv2d_145 (Conv2D)	(None, 112, 148, 64)	18496

모델의 Downsampling 부분

3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

2. 방법

✓ 모델 구조 설명

- **Downsampling** 부분: Conv2D, Dropout, MaxPooling2D >> 이미지의 특징 추출
- **Upsampling** 부분: Conv2DTranspose, concatenate, Conv2D, Dropout 사용 >> 원본 이미지와 비슷한 크기로 복원

Model: "model_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dropout_73 (Dropout)	(None, 28, 37, 256)	0
conv2d_150 (Conv2D)	(None, 28, 37, 256)	590080
conv2d_transpose_30 (Conv2DTranspose)	(None, 56, 74, 128)	131200
concatenate_30 (Concatenate)	(None, 56, 74, 256)	0
conv2d_151 (Conv2D)	(None, 56, 74, 128)	295040
dropout_74 (Dropout)	(None, 56, 74, 128)	0
conv2d_152 (Conv2D)	(None, 56, 74, 128)	147584
conv2d_transpose_31 (Conv2DTranspose)	(None, 112, 148, 64)	32832
concatenate_31 (Concatenate)	(None, 112, 148, 128)	0
conv2d_153 (Conv2D)	(None, 112, 148, 64)	73792
dropout_75 (Dropout)	(None, 112, 148, 64)	0
conv2d_154 (Conv2D)	(None, 112, 148, 64)	36928

모델의 Upsampling 부분

3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

3. 모델학습

- ✓ 모델 학습진행 파라미터

- Batch_size = 16
- Epochs = 30

- ✓ 사용 데이터

- 훈련데이터: 이미지(X_train), 마스크(y_train) 900쌍
- 검증 / 테스트 데이터: 이미지, 마스크 451쌍

```
# 모델학습
batch_size = 16
epochs = 30

history = model.fit(X_train, y_train,
                    batch_size=batch_size,
                    verbose=1,
                    epochs=epochs,
                    validation_data=(X_valid, y_valid),
                    shuffle=False)

model.save('/content/drive/MyDrive/Colab Notebooks/new_
```

모델학습 및 저장

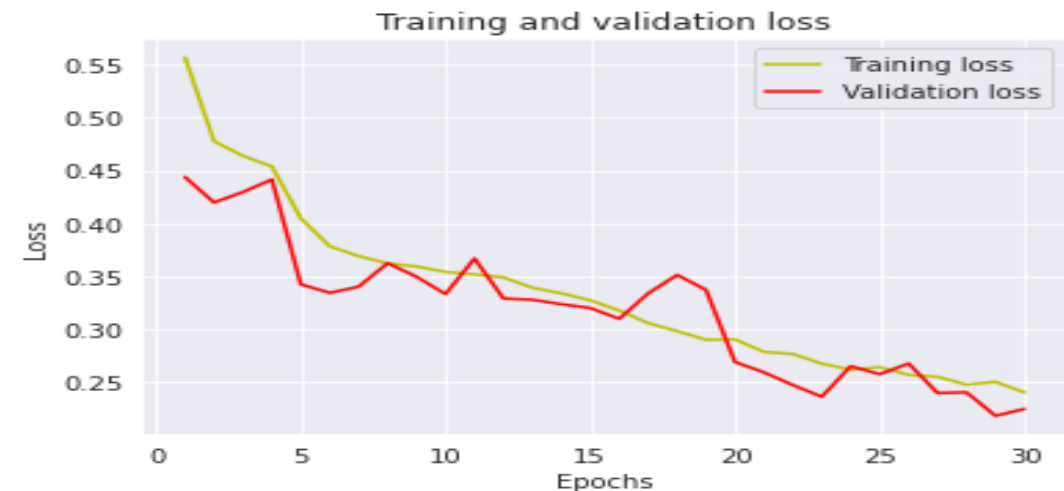
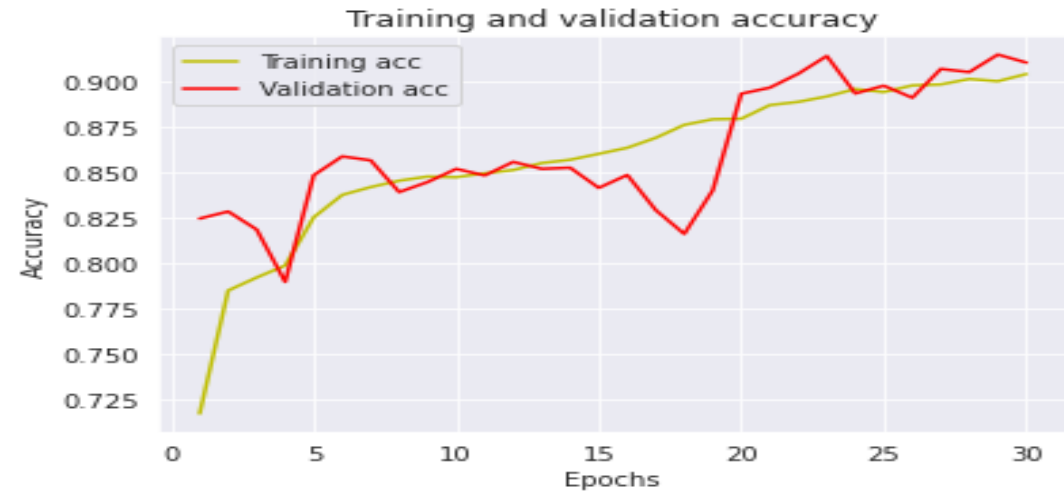
3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

4. 결과

✓ 이미지 분할 정확도(Epoch : 30)

- 훈련 정확도 : 0.9041
- 검증 정확도 : 0.9104
- 테스트 정확도 : 0.9113

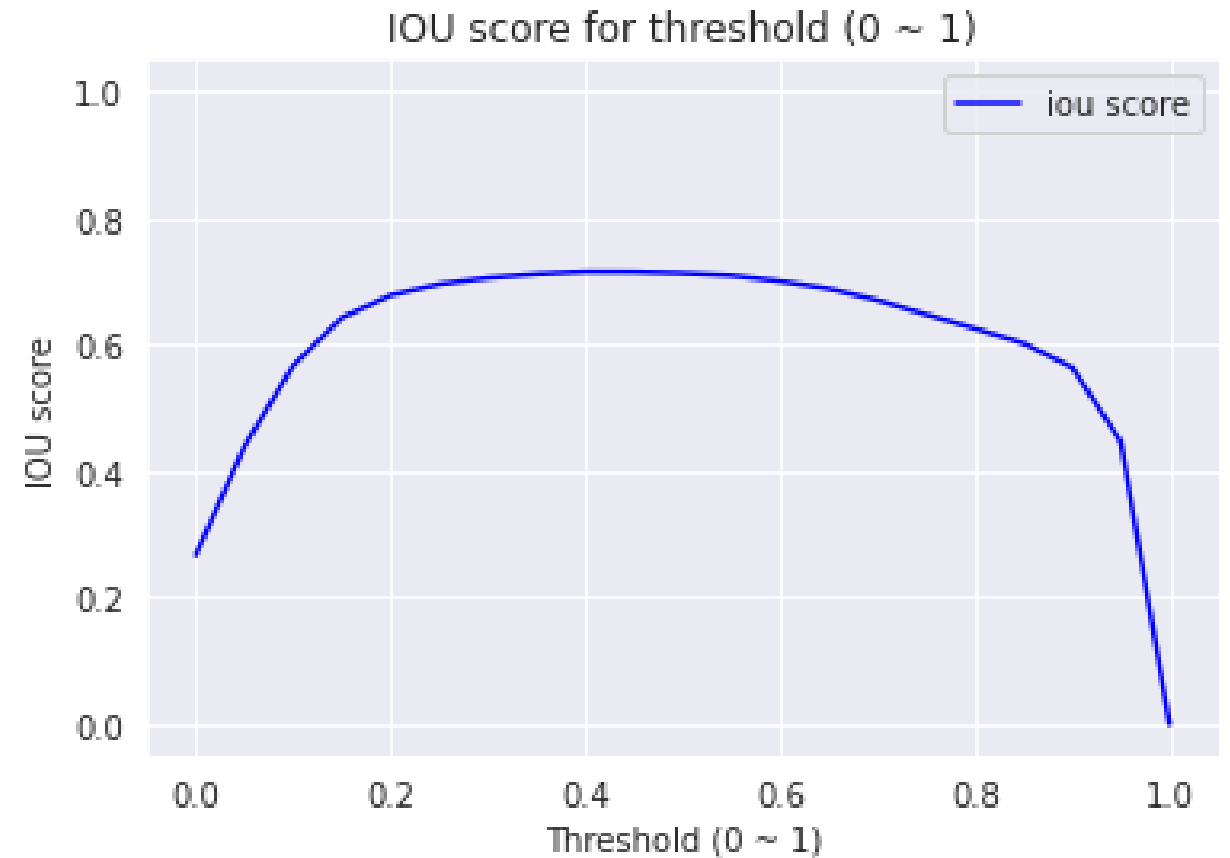


3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

4. 결과

- ✓ IoU 스코어 최적화
 - 임계값 0.4 기준, 0.7149
 - IoU 스코어가 높을수록 병변 분할모델이 실제 병변에 가깝게 잘 예측함



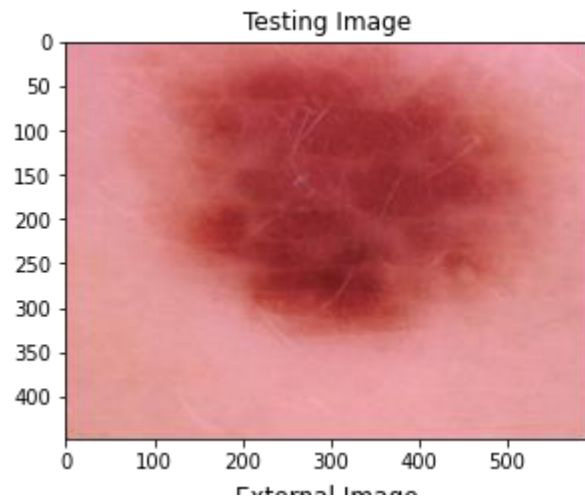
3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

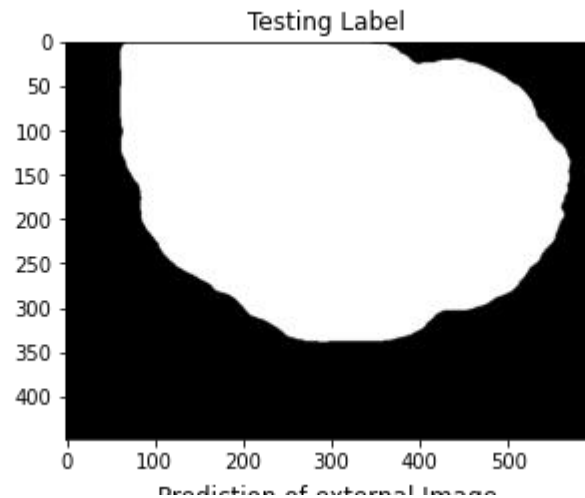
4. 결과

- ✓ 분할모델의 이미지 병변 분할 – Case 1

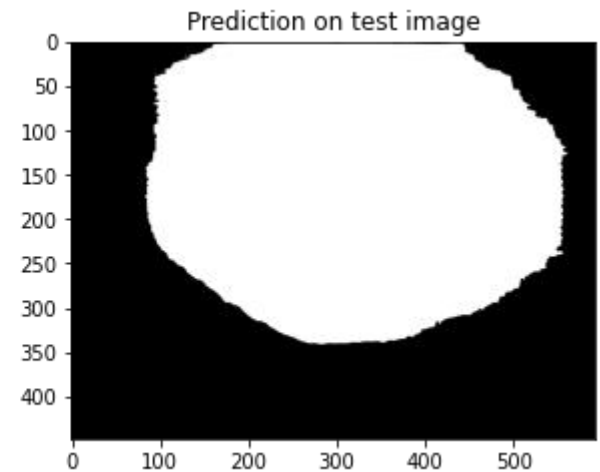
테스트 이미지



마스크 이미지



모델의 예측
병변 분할 이미지



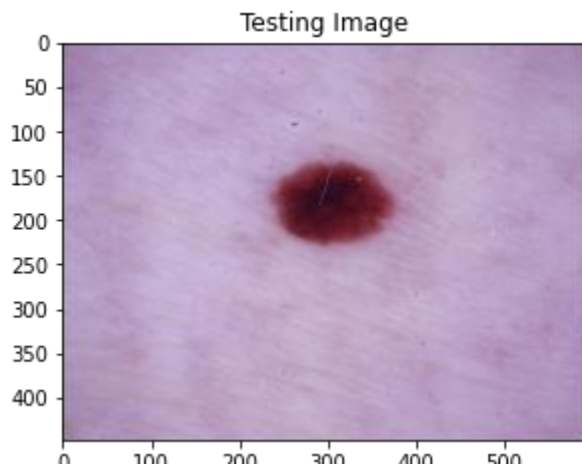
3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

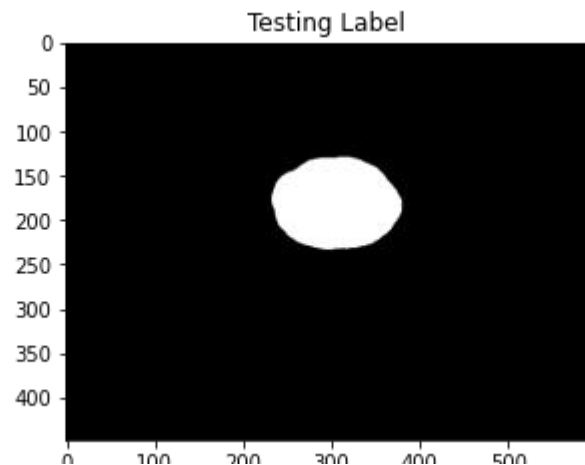
4. 결과

- ✓ 분할모델의 이미지 병변 분할 – Case 2

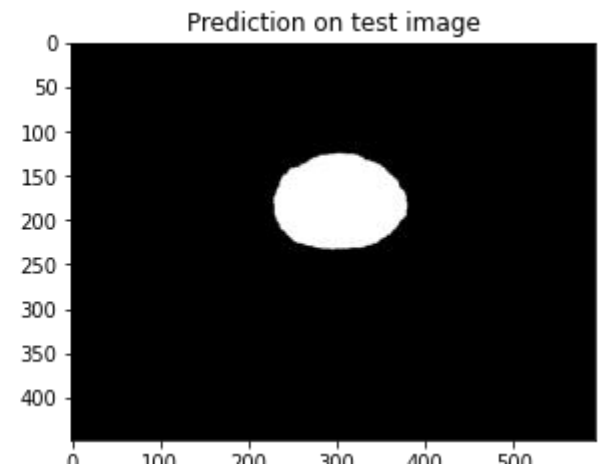
테스트 이미지



마스크 이미지



모델의 예측
병변 분할 이미지



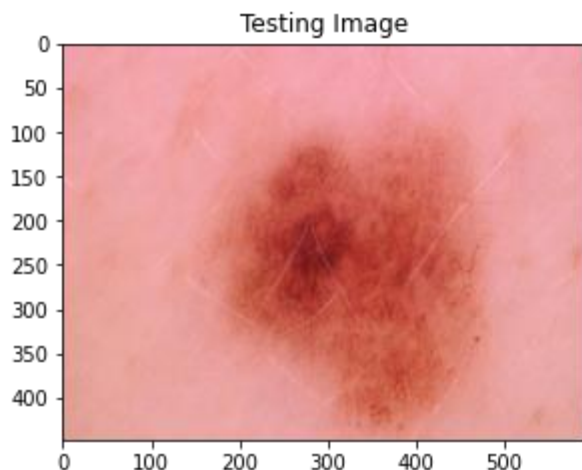
3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

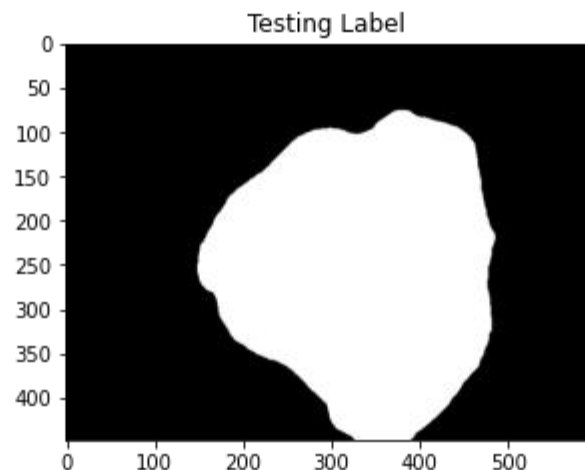
4. 결과

- ✓ 분할모델의 이미지 병변 분할 – Case 3

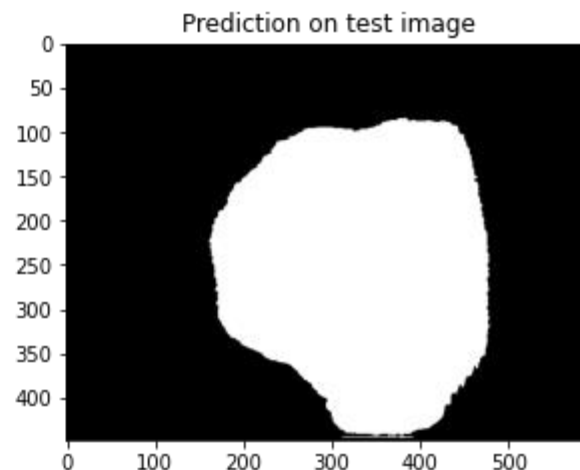
테스트 이미지



마스크 이미지



모델의 예측
병변 분할 이미지



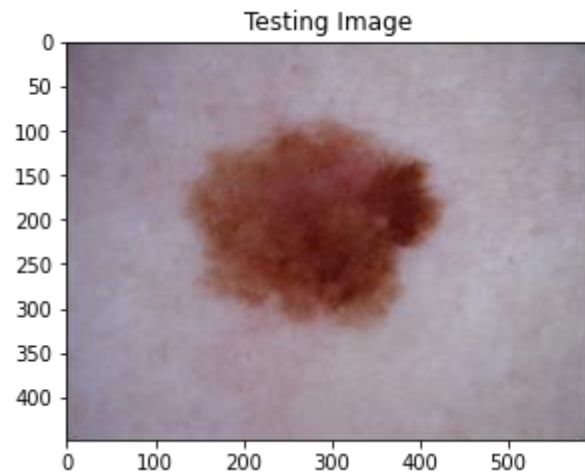
3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

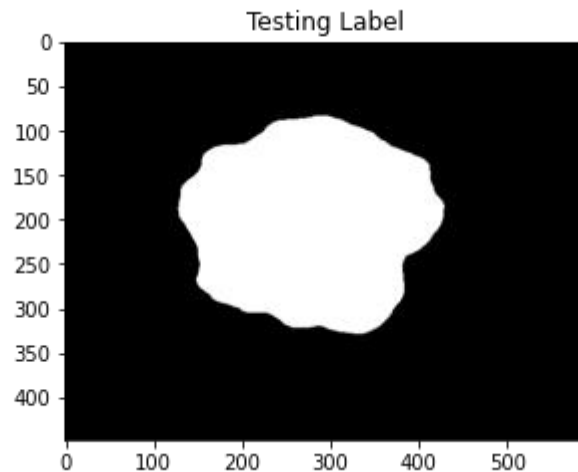
4. 결과

- ✓ 분할모델의 이미지 병변 분할 – Case 4

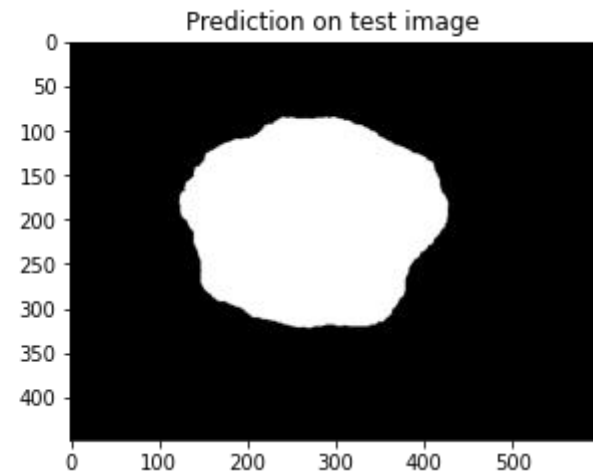
테스트 이미지



마스크 이미지



모델의 예측
병변 분할 이미지



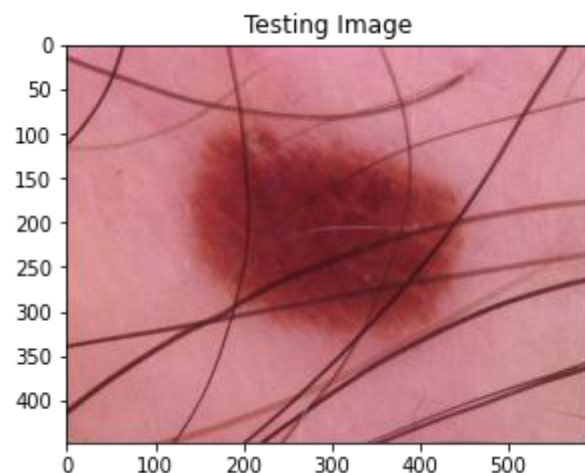
3. 프로젝트 수행 결과

- Unet 기반 피부암 이미지 내 병변 분할모델

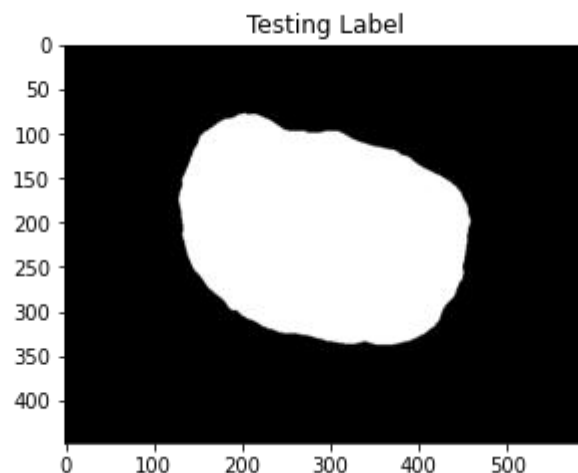
4. 결과

- ✓ 분할모델의 이미지 병변 분할 – Case 5

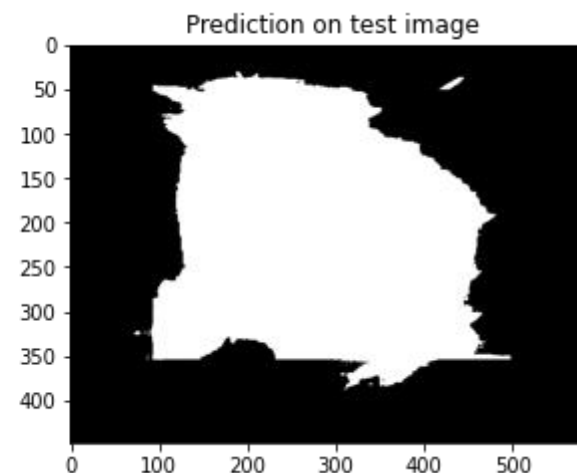
테스트 이미지



마스크 이미지

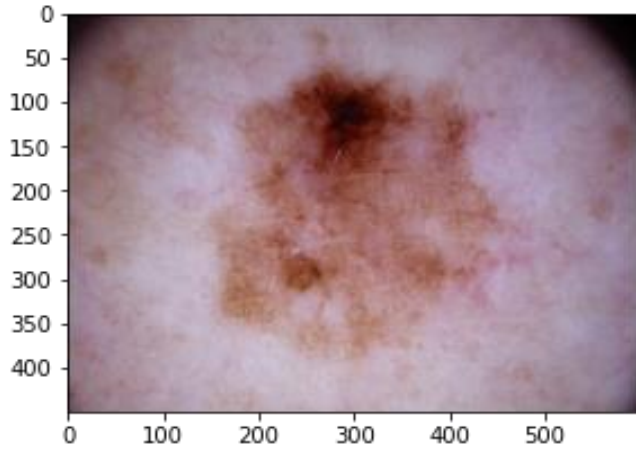


모델의 예측
병변 분할 이미지

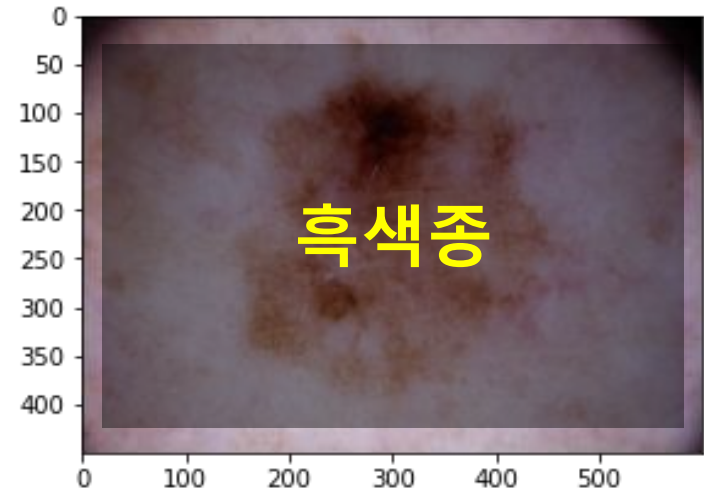


3. 프로젝트 수행 결과

- PyTorch기반 피부암 이미지 분류모델



학습된
딥러닝
모델



3. 프로젝트 수행 결과

- PyTorch기반 피부암 이미지 분류모델

1. 필요성

- ✓ 딥러닝 모델을 통한 **모반(일반 점)**과 비슷한 **흑색종**
이미지의 패턴 감지
 - 흑색종 조기 치료
 - 사망률 감소

3. 프로젝트 수행 결과

- PyTorch기반 피부암 이미지 분류모델

2. 방법

- ✓ 데이터 전처리

- 이미지를 학습모델에 일괄적으로 불러올 수 있도록 경로설정
- 분할모델의 학습효율을 개선시키기 위해 이미지 자체에 대한 전처리 진행
Ex) 이미지 사이즈 변경, 정규화, 데이터 증강 등
- 데이터 경로 설정 라이브러리 : os, pandas
- 이미지 로딩 & 전처리 라이브러리 : plt, cv2, numpy,
torchvision.transforms, torchvision.datasets.ImageFolder,
torch.utils.data.DataLoader 등

3. 프로젝트 수행 결과

- PyTorch기반 피부암 이미지 분류모델

2. 방법

- ✓ 모델 구성 – 사전 학습모델 resnet50을 기반으로 output 부분만 라벨 수에 맞게 살짝 바꿔 학습 진행
- ✓ 모델 Parameter
 - criterion : Crossentropyloss
 - optimizer : sgd (학습률 : 0.001, momentum : 0.9)
 - epoch = 999 (patience = 50, 평가지표 = valid_loss)
 - batch_size = 64 (train, validation, test 셋)

```
device = "cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu"
model = torchvision.models.resnet50(pretrained=True).to(device)
model.fc = nn.Linear(2048, 3).to(device)
# model.load_state_dict(torch.load('/content/drive/MyDrive/Colab Notebook
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = torch.optim.SGD(model.parameters(), lr=0.001, momentum=0.9)
# optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), weight_decay=0.0001)
epochs = 999
```

3. 프로젝트 수행 결과

- PyTorch기반 피부암 이미지 분류모델

2. 방법

- ✓ **EarlyStopping 클래스** – model의 성능 지표가 설정한 epoch동안 개선되지 않을 때 사용되는 클래스
- ✓ **save_checkpoint 함수**
 - validation loss가 감소할 때의 모델을 저장

```
Epoch 12
3006/3006: [=====>] - ETA 0.9s
Train Accuracy: 0.9031936127744511
Val Accuracy: 0.8163672654690619
Training Loss: 0.2486
Validation Loss: 0.5103
EarlyStopping counter: 4 out of 50
Epoch 13
3006/3006: [=====>] - ETA 1.0s
Train Accuracy: 0.9121756487025948
Val Accuracy: 0.8223552894211577
Training Loss: 0.2304
Validation Loss: 0.4840
Monitored metric has improved (0.486461 --> 0.484007). Saving model ...
Epoch 14
3006/3006: [=====>] - ETA 1.0s
Train Accuracy: 0.9241516966067864
Val Accuracy: 0.8203592814371258
Training Loss: 0.2025
Validation Loss: 0.5129
EarlyStopping counter: 1 out of 50
```

모델학습 진행 과정

3. 프로젝트 수행 결과

- PyTorch기반 피부암 이미지 분류모델

3. 결과

- ✓ 원본 이미지를 활용한
딥러닝 분류모델의
분류성능 - A
- ✓ segmentation 모델을 통해
피부암 환부가 분할된
이미지를 활용한 딥러닝
분류모델의 분류성능 - B

		Precision	Recall	F1-score	Support
MEL	A	0.58	0.88	0.70	51
	B	0.63	0.71	0.67	51
NV	A	0.96	0.85	0.90	273
	B	0.94	0.85	0.89	273
Other_SC	A	0.78	0.84	0.81	77
	B	0.67	0.86	0.75	77
A		Accuracy : 0.8504			401
B		Accuracy : 0.8304			401

- ✓ A의 높은 MEL에 대한 재현률 >> A가 더 좋음

3. 프로젝트 수행 결과

- 결론

- ✓ 이미지에 대한 분할 / 분류 모델을 keras와 pytorch를 통해 구현해봤다.
- ✓ 제작한 피부암 분류모델이 흑색종을 분류하여 사망률을 낮추는 데 있어 어느정도는 도움이 된다.
- ✓ 그러나, 피부암 병변의 분할을 진행한 이미지로 모델을 학습하고 분류를 하는 것이 분류모델의 성능 개선에는 도움이 되지 않는다.

목차

1. 프로젝트 개요
2. 프로젝트 수행 절차 및 방법
3. 프로젝트 수행 결과
4. 프로젝트 회고

4. 프로젝트 회고

- **긍정적인 점**

- ✓ **이전보다 더욱 성장한 느낌 1**

- Image segmentation 처음 배웠을 때 : 이해 안 갔음
 - 프로젝트에서 공부 후에 프로젝트 진행 했을 때, 성취감을 많이 느낌

- ✓ **이전보다 더욱 성장한 느낌 2**

- 전혀 몰랐던 PyTorch를 공부 후에 프로젝트에 까지 적용함
 - PyTorch를 내 기술스택에 추가할 수 있게 됨
 - 그로 인해, 내 스스로에게 뿌듯함을 느낌

4. 프로젝트 회고

• 아쉬운 점

- ✓ 딥러닝 관련 배경지식이 여전히 부족함을 느껴 논문 이해에 어려움을 겪어서 시간이 많이 지체되었다.
- ✓ 고생고생해서 논문에 나와있는 모델을 돌렸을 때 런타임이 엄청나게 길거나 램이 터지는 이슈 등이 발생해서 논문에 나와있는 코드를 간소화 했는데 성능이 잘 나온 것 같지 않았다.
- ✓ PyTorch 활용경험이 많지 않아 PyTorch를 이용한 image segmentation은 구현하지 못했으며, 구현한 PyTorch 기반 딥러닝 분류모델의 경우에는 성능 개선을 위해 어떤 부분을 개선해야 할 지도 헛갈렸다.

Code States Project 2

발표 들어주셔서 감사합니다.

13기 - 개인프로젝트

김강호