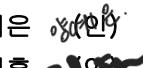
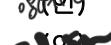


캡스톤디자인 II 계획서

제 목	국문	딥러닝 기반 질병 사진 분석 도구 개발					
	영문	Development of Deep Learning-Based Disease Photo Analysis Tools					
프로젝트 목표 (500자 내외)	<p>의료 영상 분석은 질병의 진행도 평가와 병리 연구 등에 핵심적인 도구로 사용된다. 그 중에서 이번 프로젝트에서 사용되는 이미지인 췌장 베타세포 분석은 당뇨병 연구 및 치료에서 중요한 지표가 된다. 그러나 현재 대부분의 병리 이미지 분석은 ImageJ 등 수동 라벨링 방식에 의존하고 있으며, 이는 작업자의 주관적 판단에 따라 결과가 달라지고 반복성이 떨어진다는 단점이 있다. 또한 하나의 연구를 위해 선행 작업으로서 수백 장에 달하는 조직 이미지를 수작업으로 처리해야 하는 부담은 연구 효율성을 크게 저하시킨다.</p> <p>이에 따라 본 연구는 U-Net 기반의 자동 분할(Segmentation) 시스템을 구축하고, 분석 결과를 시각화 및 정량화하여 의료진의 의사결정을 보조할 수 있는 도구로 발전시키고자 한다. 이를 통해 기존의 수작업 병리 분석의 비효율성과 비일관성을 개선하고, 장기적으로는 다양한 질병 영역으로 확장 가능한 분석 플랫폼을 구현하고자 한다.</p>						
프로젝트 내용	<ul style="list-style-type: none"> <input checked="" type="checkbox"/> 백엔드 (FastAPI 기반) <input checked="" type="checkbox"/> 클릭 이벤트 처리 (MFC + Python 연동) <input checked="" type="checkbox"/> 프론트엔드 (MFC 기반) <input checked="" type="checkbox"/> 학습 모델 (U-net 기반 IoU Score, Dice Loss) 						
기대효과 (500자 이내) (응용분야 및 활용범위)	<p>딥러닝 의료 분석 기법의 실제 적용 예제로 활용 가능할 것으로 예상하며, 다양한 세포 유형(간세포, 폐조직 등)으로의 전환 및 범용 플랫폼화에도 기여할 것으로 기대한다.</p>						
중심어(국문)	병리사진 분석	U-Net 모델	MFC Program	라벨링 자동화			
Keywords (english)	SAR Image Analysis	U-Net Model	Deep Learning	Automated Labeling			
멘토	소속	충남대학교 병원	이름	김태강			
팀 구성원	학년 /반	학 번	이 름	연락처(전화번호/이메일)			
	4	20222030	양예은	010-2043-4881/20222030@edu.hanbat.ac.kr			
	4	20222014	함승희	010-5246-9398/20222014@edu.hanbat.ac.kr			
<p>컴퓨터공학과의 캡스톤디자인 관리규정과 모든 지시사항을 준수하면서 본 캡스톤디자인을 성실히 수행하고자 아래와 같이 계획서를 제출합니다.</p> <p style="text-align: center;">2025년 7월 4일</p> <p style="text-align: right;">책임자 : 양예은  지도교수 : 김태강 </p>							

캡스톤디자인 계획서(양식)

1. 캡스톤디자인의 배경 및 필요성

U-Net 모델은 ISBI Cell Tracking Challenge 2015 대회를 통해 등장한 의료 영상 분석을 위한 딥러닝 모델로, 기존의 FCN(Fully Convolutional Network)에서 확장된 개념을 도입하여 작은 의료 데이터셋에서도 높은 성능을 발휘할 수 있도록 설계되었다. 전달광 현미경(Phase contrast, DIC)으로 촬영된 세포 이미지를 활용하여 세포의 분할(Segmentation)을 수행하는 데 많이 사용되고 있다.

하지만 국내외 주요 병원과 연구기관은 의료 데이터 분석 기술을 활용하여 진단 정확도를 향상시키고 있으나, 대부분 상용 소프트웨어는 고가이며 사용자 친화성이 부족하다는 한계가 있다.

그렇기에 세포를 라벨링하거나 분석하는 과정을 여전히 수작업으로 진행되고 있다. 평균적으로 한 마리의 실험쥐가 10장의 이미지를 생성하므로, 연구에 필요한 실험쥐가 수백 마리일 경우 수천 장의 병리 이미지를 분석해야 한다. 이렇게 될 경우, Segmentation을 위한 시간만 보름 이상의 시간이 소요 된다. 또한 주관에 의한 판단이기에 개인의 경험과 능력에 따라 편차가 생겨 정확성과 객관적 기준 또한 모호하다.

이를 보완하기 위해 기존의 수동 방식 대신 U-Net 기반의 자동 Segmentation 시스템 구축하여 객관적 질병 분석 기준 마련을 통해 일관된 결과 제공하여 작업 자동화 및 효율성 증대할 것이다. 뿐만 아니라 Segmentation 결과 및 정량 분석을 시각화하여 의료진의 판단에 보조적인 도구로서 활용될 것도 기대할 수 있다.

2. 캡스톤디자인 목표 및 비전

연구진들의 기존 라벨링을 통해 지도학습으로 U-Net 모델을 학습시키며, Dice Loss와 IoU Score를 기준으로 일정 수치 이상의 모델을 구축하여, 해당 모델을 통해 시각화 자료와 통계 수치를 확인할 수 있도록 제공하기 위한 GUI 프로그램을 목표로 수행한다. 사용자 인터페이스 개선과 분석 흐름 최적화를 위해 GUI 클릭 이벤트 기반의 실시간 연동 구조로 개발이 진행될 예정이다.

3. 캡스톤디자인 내용

	내용	설명
기능적 요구사항	U-Net 모델 설계	<ul style="list-style-type: none">- Pytorch 기반으로 코드 작성- 이미지 전처리, 데이터 증강
	효율성 검증	<ul style="list-style-type: none">- 연구진 제공 데이터를 통한 성능 평가 진행
	MFC 설계	<ul style="list-style-type: none">- 이미지 다중 업로드- 결과 시각화 및 저장- 시각화 넘기기
	python 연동	<ul style="list-style-type: none">- GUI와 모델의 연동을 위한 서버 코드- 분석 요청 클릭 이벤트 처리- 통계 요약 및 조회 기능- U-Net 기반 세포 분할 모델 예측 및 마스크 생성
	성능	<ul style="list-style-type: none">- IoU 기반 모델 정확도 90% 이상 유지- 일관성 유지
비기능적 요구사항	보안	<ul style="list-style-type: none">- 시스템 오류 처리 및 사용자 알림 기능 포함?
	유지 보수	<ul style="list-style-type: none">- 유지보수와 확장을 고려한 모듈형 설계

4. 캡스톤디자인 추진전략 및 방법

추진 전략

1) 기술 개발 단계

- U-Net 모델 학습 완료 및 최적화: 학습 이미지 512x512, IoU 기준 성능 평가
- 전처리: OpenCV, Albumentations 적용
- 후처리: 마스크 필터링, 면적 계산, JSON 저장

2) 연동 시스템 설계

- MFC GUI에서 클릭 이벤트를 Python 서버(FastAPI)로 전달
- 분석 결과는 이미지 및 수치 정보로 변환되어 GUI에 표시됨

3) 앱 개발

- MFC 클릭 이벤트 연동: 클릭 이벤트 발생시 백엔드 연동
- 사용자 친화적 UI 개발: 시각화 및 편리한 사용을 위한 직관성

4) 테스트 및 최적화

- 처리 속도 측정: 전체 분석 파이프라인 시간 기록
- 분석 정확도 측정: 의료진 수작업 라벨링과 비교
- 오류 상황별 예외 처리 및 로그 기록 기능 구현모델 및 서버 개발

충남대학교 병원에서 지원해준 512X512의 염색된 쥐 췌장 이미지들을 학습에 활용하며, 이를 위해 컴퓨터공학과에서 Nvidia RTX A5000 서버를 대여할 예정이다.

또한 Pytorch를 기반으로 모델을 작성하며, OpenCV, Albumentation, Torchvision 등을 통해 이미지 전처리에 활용할 예정이다. MFC와 Python을 통해서는 GUI 개발 및 클릭 이벤트 기반 분석 연동을 진행할 예정이며, 모델의 성능은 의료진들의 수동 라벨링 결과들을 기반으로 정량적으로 평가하여, 시각화 자료와 함께 제공한다.

팀원	담당 업무
함승희	논문 및 자료조사, 코드작성
양예은	논문 및 자료조사, 코드작성



5. 캡스톤디자인 결과의 활용방안

- 의료/연구 현장: 반복적이고 수동적인 병리 사진 분석을 자동화하여, 진단 시간 단축과 정확도 향상에 기여
- 교육/훈련 분야: 딥러닝 의료 분석 기법의 실제 적용 예제로 활용 가능
- 기술적 확장성: 다양한 세포 유형(간세포, 폐조직 등)으로의 전환 및 범용 플랫폼화 가능
- 사회/경제적 파급효과:

고가의 상용 프로그램 대체 가능성 확보

연구 효율성 증가로 논문/특허 성과 도출 가능성 제고

6. 참고문헌

1. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation." MICCAI.
2. Gulshan, V., et al. (2016). "Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs." JAMA.
3. 심하민, 양현, 정수민, 곽진태. “의료 영상 병변 영상 분할을 위한 효율적 딥러닝 모델 연구” 대한전자공학회 하계학술대회 논문집, 2024.6, pp.313-317
4. 류병석, 권용현, 김소희, 김영균. “이미지 분석 기반 암세포의 림프관 전이 확인 시스템 구현” 한국소프트웨어종합학술대회 논문집, 2021.12 pp.347-349