1.

저는 학부 시절부터 개념의 본질을 이해하고 장기적으로 기억하는 학습 방식을 중시해 왔습니다. 수업이 끝나면 곧바로 도서관으로 가 복습을 진행했고, 과제를 통해 스스로 이해도를 점검하였습니다. 이러한 습관은 2학년 이후부터 꾸준히 유지되었고, 시험 기간에 추가 학습을 크게 하지 않아도 안정적인 이해를 바탕으로 학문을 이어갈 수 있었습니다. 이 과정에서 저는 학점과 같은 단기 성과보다, 지식을 오래도록 체화하여 더 깊이 있는 사고를 가능하게 하는 학문적 태도를 갖추게 되었습니다.

AI 공부를 시작했을 때는 어디서부터 출발해야 할지 막막했지만, 스터디와 논문 리뷰를 통해 점차 방향을 찾을 수 있었습니다. 특히 이미지 처리 관련 논문을 읽으며 학부 시절 익힌 선형대수학 개념이 다시 살아나 AI의 수학적 원리를 이해하는 데 큰 도움이 되었습니다. 부트캠프에서는 \*\*“직접 구현을 통한 학습”\*\*을 원칙으로 삼았고, 흥미와 열정을 바탕으로 아침부터 밤까지 몰입하며 코드를 작성했습니다. 이러한 몰입 경험은 제 학문적 열정이 단순한 호기심이 아닌 꾸준히 유지될 수 있는 힘임을 보여주었습니다.

저는 학문을 세상을 이해하는 방식이라고 생각합니다. 상위의 추상적 개념을 이해하고 이를 하위 개념과 연결해 나갈 때 비로소 지식이 살아 움직인다고 믿습니다. 개발 과정에서도 단순히 기능 구현에 그치지 않고, 왜 작동하는지, 어떤 부작용이 내포될 수 있는지, 더 나은 가능성이 없는지 고민해 왔습니다. 이러한 태도는 제 학문적 성장을 지속적으로 이끌어 주었고, 연구자가 가져야 할 비판적·탐구적 시각을 키워주었습니다.

대학원에서는 정체되지 않고 새로운 것을 배우는 태도, 선입견에 얽매이지 않는 열린 자세, 동료 연구자들과의 교류를 통한 끊임없는 자극을 통해 학문을 이어가고자 합니다. 저는 지식을 단순히 축적하는 것을 넘어, 스스로를 성장시키고 학문적 공동체와 함께 발전하는 것을 목표로 하고 있습니다. 이러한 학문적 지향은 성균관대학교 대학원에서의 연구 과정에서도 저를 꾸준히 앞으로 나아가게 하는 원동력이 될 것입니다.

1.

저는 학부 시절부터 지식을 그저 외우는 데 그치지 않고, 개념의 본질을 이해하고 오래 기억하는 방법을 중요하게 생각해왔습니다. 수업이 끝나면 바로 도서관으로 가 복습했고, 과제를 하며 제 이해도를 스스로 점검하곤 했습니다. 이런 습관은 2학년 때부터 꾸준히 이어졌습니다. 덕분에 시험 기간에도 따로 벼락치기를 하지 않아도 안정감 있게 학업을 이어갈 수 있었습니다. 이 과정에서 학점 같은 단기 결과를 쫓기보다는, 깊이 있는 사고를 가능하게 해주는 학문적 태도가 자연스럽게 몸에 배였습니다.

AI를 처음 공부할 때는 막막함이 컸지만, 스터디와 논문 리뷰를 통해 점차 길을 찾기 시작했습니다. 특히 이미지 처리 관련 논문을 읽는 과정에서, 학부 때 익혔던 선형대수학 지식이 다시 떠올라 AI의 수학적 원리를 이해하는 데 큰 힘이 되었습니다. 부트캠프에서는 ‘직접 구현하며 배우는 것’을 가장 중요한 원칙으로 삼았고, 흥미와 열정을 따라 아침부터 밤까지 코드에 몰입하는 경험도 쌓았습니다. 이런 몰입이 제 학문적 열정이 단순한 호기심을 넘어, 꾸준히 유지될 수 있는 원동력임을 스스로 확인하게 되었습니다.

저에게 학문은 세상을 이해하는 하나의 방식입니다. 저는 상위의 추상적 개념을 이해하고, 이를 하위 개념과 자연스럽게 연결하는 과정에서 지식이 비로소 살아난다고 믿습니다. 개발할 때도 단순히 기능을 구현하는 데 그치지 않고, 왜 이렇게 동작하는지, 혹시 예상하지 못한 부작용은 없는지, 더 나은 방법은 없는지 계속해서 고민합니다. 이런 태도 덕분에 제 학문적 성장은 멈추지 않았고, 연구자로서 가져야 할 비판적이고 탐구적인 시각도 키울 수 있었습니다.

앞으로 대학원에서는 한 자리에 머무르지 않고 새로운 것에 도전하는 자세, 선입견에서 벗어난 열린 마음, 그리고 동료 연구자들과의 활발한 교류를 통해 꾸준히 자극받으며 학업을 이어가고 싶습니다. 저는 단순히 지식을 쌓는 것을 넘어서, 스스로를 성장시키고 학문적 공동체와 함께 발전하는 것을 목표로 하고 있습니다. 이런 제 학문적 지향이 성균관대학교 대학원에서의 연구 생활에서도 저를 계속 앞으로 이끌어주는 힘이 될 것이라 믿습니다.

1.

학문적 지향

저는 학부 시절부터 단순히 외우는 공부보다는 개념의 본질을 깊이 있게 이해하고, 그 지식을 장기적으로 기억하는 학습 방식에 집중해 왔습니다. 수업이 끝나면 자연스럽게 도서관으로 발걸음을 옮겨 바로 복습을 했고, 과제 또한 단순히 제출하는 데 그치지 않고 제 이해도를 점검하는 중요한 기회로 삼았습니다. 이런 습관은 2학년 이후로도 꾸준히 이어졌습니다. 덕분에 시험 기간이 와도 추가적인 벼락치기에 의존하지 않고, 평소 쌓아온 기반 위에서 안정적으로 학문을 이어갈 수 있었습니다. 이 과정에서 지식을 오래도록 체화하여 더 깊은 사고를 가능하게 하는 학문적 태도의 가치를 깨달았습니다.

AI를 처음 공부할 때는 어디서부터 시작해야 할지 막막함을 느꼈습니다. 하지만 스터디 모임에 참여하고, 논문을 함께 리뷰하며 점차 방향을 잡아갔습니다. 특히 이미지 처리 분야 논문을 읽으면서, 학부 시절 익힌 선형대수학의 원리가 AI의 수학적 이론을 이해하는 데 큰 힘이 된다는 사실을 몸소 체감했습니다.

부트캠프에서는 ‘직접 구현을 통한 학습’을 스스로의 원칙으로 삼고, 아침부터 밤까지 몰입하여 코드를 작성하는 데 열정을 쏟았습니다. 이런 몰입의 경험은 저에게 단순한 호기심을 넘어, 꾸준히 이어질 수 있는 학문적 열정과 힘이 있다는 것을 확인시켜주었습니다.

저는 학문을 세상을 이해하는 창이라고 생각합니다. 추상적인 상위 개념을 이해하고, 이를 하위 개념과 연결시켜 나갈 때 비로소 지식이 살아 움직인다고 믿습니다. 개발 과정에서도 단순한 기능 구현에 그치지 않고, 왜 이런 방식이 통하는지, 예상치 못한 부작용은 없는지, 더 나은 대안은 무엇인지 스스로 끊임없이 질문해 왔습니다. 이러한 태도는 저의 학문적 성장을 한 단계씩 이끌었고, 연구자에게 꼭 필요한 비판적이고 탐구적인 시각을 기르는 데 큰 밑거름이 되었습니다.

앞으로 대학원에서는 정체되지않고 새로운 지식을 배우는 자세, 선입견에서 벗어난 열린 시각, 그리고 동료 연구자들과 활발히 소통하며 서로 자극을 받는 과정 속에서 꾸준히 학문을 이어가고자 합니다. 궁극적으로는 지식의 단순한 축적을 넘어, ‘나’라는 사람의 성장을 이루고, 더 나아가 학문적 공동체와 함께 발전해나가는 것을 목표로 삼고 있습니다. 이런 학문적 지향은 성균관대학교 대학원에서의 연구 여정 속에서도 분명히 저를 앞으로 이끄는 원동력이 될 것이라 믿습니다.

2. **진학 동기 및 목표**

스타트업 현장에서 복잡도가 높은 문제를 기존 접근법만으로는 풀기 어렵다는 사실을 반복적으로 마주했습니다. 그때 **데이터·모델·시스템을 통합해 실질적 해법을 제시하는 AI의 잠재력**을 확인했고, 현장 문제를 연구로 연결하는 역할을 수행하고자 인공지능학과 진학을 결심했습니다. 기계공학에서 다진 수리 감각과 수치해석적 사고, 실무에서의 파이프라인 구축 경험은 새로운 알고리즘을 \*\*“작동하는 프로덕션”\*\*으로 이행하는 데 제 강점이 됩니다.

제가 집중하고 싶은 연구 주축은 \*\*의료 도메인의 이미지 분류(Classification)\*\*이며, 특히 **경량화/최적화**를 중심으로 **안전성·해석가능성**, **도메인 적응**을 결합하는 방향입니다. 현재 의료 영상 AI는 높은 정확도 대비 **라벨 비용·도메인 편차·추론 지연**이라는 현실적 제약을 안고 있습니다. 이에 대해 (1) 지식증류·정밀 프루닝·저정밀 연산 등 **모델 경량화**로 실시간성을 확보하고, (2) \*\*불확실성 추정/설명 가능 특징(Attribution)\*\*으로 의사결정 신뢰도를 높이며, (3) **도메인 적응/일반화**로 병원·장비 간 분포 차이를 완화하는 로드맵을 구상하고 있습니다. 학부에서 축적한 선형대수·수치해석 기반 이해는 경량화와 안정성 분석의 수학적 근거(스펙트럼, 조건수, 근사오차 등)를 다루는 데 유효합니다.

대학원에서의 성취 목표는 \*\*“연구 → 재현성 → 확산”\*\*의 선순환입니다. 0–3개월 내 핵심 벤치마크를 리프로듀스하고 실험 자동화/테스트를 갖춘 **베이스라인 레포**를 공개합니다. 4–9개월에는 경량화+안전성 결합 기법의 **1차 결과**를 도출하고, 10–15개월에 **논문 초안 및 코드 공개**를 완료합니다. 16–24개월에는 성능·일반화 범위를 확장해 **CVPR 투고**를 목표로 하며, 필요시 **산학 PoC**로 실제 적용 가능성을 검증합니다. 전 과정에서 제가 강점을 지닌 **실험 설계·코드 품질·리뷰 문화**를 기반으로 팀 생산성을 높이고, **아이디어→실험→재현성 문서화 주기**와 **테스트 커버리지**를 개인 성장 지표로 관리하겠습니다. 아울러 의료 빅데이터 연구실과의 협업을 통해 데이터 편향 리스크에 대해서는 **균형 샘플링·리샘플/재가중·도메인 혼합 검증·외부 검증셋 평가** 등으로 체계적으로 완화해 나가겠습니다.

결국 제가 지향하는 바는 **사용자가 체감하는 편의성**입니다. 정확하면서도 빠르고, 설명 가능하며, 배포가 쉬운 모델을 만드는 것—그것이 연구실 바깥의 환자·의료진·운영자에게 실질적 가치를 제공합니다. 연구실에서 축적한 결과를 **오픈소스**로 정리해 커뮤니티와 공유하고, 한편으로는 **탑티어 학회(CVPR)** 성과로 학문적 기여를 공식화하겠습니다. 성균관대학교의 연구 환경과 동료들과의 자극 속에서 **정체되지 않는 배움**과 **열린 태도**를 실천하며, 현장의 난제를 연구로 해소하는 연구자로 성장하겠습니다.

2.

진학 동기 및 목표

스타트업에서 일하면서 복잡한 현장의 문제를 기존의 방식만으로는 해결하기 어렵다는 현실을 거듭 경험했습니다. 그 과정에서 데이터와 모델을 유기적으로 통합해 실질적인 해법을 제시하는 인공지능의 잠재력을 직접 확인하게 되었고, 이러한 이유로 인공지능학과 진학을 결심하게 되었습니다. 기계공학 배경에서 다져온 수리 감각과 수치해석적 사고, 그리고 실무 현장에서 파이프라인을 실제로 구축해 본 경험은 새로운 알고리즘을 실제로 “작동하는 프로덕션” 상태로 바꾸는데 있어 저만의 강점이 될 것이라 생각합니다.

특히 관심을 두고 집중하고자 하는 연구 분야는 의료 영역의 이미지 분류입니다. 저는 경량화와 최적화를 바탕으로 안전성과 해석 가능성, 그리고 도메인 적응을 아우르는 연구를 그려보고 있습니다. 현재 의료 영상 AI는 정확도에 비해 라벨링 비용, 도메인 간 편차, 추론의 지연 등 여러 현실적인 제약을 안고 있습니다. 이에 대해 저는 (1) 지식 증류, 같은 모델 경량화를 통해 실시간성을 확보하고, (2) 불확실성 추정과 설명 가능한 특징 도출로 의사결정의 신뢰도를 높이며, (3) 도메인 적응 및 일반화 기법으로 의료 기관과 장비 간의 분포 차이 문제를 완화하는 로드맵을 계획하고 있습니다.

대학원에서 이루고자 하는 목표는 ‘연구 – 재현성 – 확산’이라는 선순환 구조를 실현하는 것입니다. 입학 후 0~3개월 이내에는 핵심 벤치마크를 재현하고, 실험 자동화 및 테스트가 갖춰진 베이스라인 레포지토리를 공개할 계획입니다. 4~9개월에는 경량화와 안전성을 결합한 1차 연구 결과를 도출하고, 10~15개월에는 논문 초안과 코드 공개를 목표로 합니다. 이후 16~24개월에는 성능 및 일반화 범위를 확장해 주요 학회 투고를 추진하겠습니다. 전 과정에서 저의 실험 설계, 코드 품질 관리, 리뷰 문화 경험을 바탕으로 팀의 생산성을 높이고, 아이디어에서 실험, 재현성 문서화 및 테스트 커버리지를 제 성장의 지표로 관리할 계획입니다. 또한, 의료 빅데이터를 바탕으로 데이터 편향 리스크는 균형 샘플링, 리샘플·재가중, 도메인 혼합 검증, 외부 검증셋 평가 등 다양한 방법으로 체계적으로 완화하고자 합니다.

결국 제가 추구하는 바는 사용자가 직접 체감하는 편의성입니다. 정확하면서도 빠르고, 해석이 가능하며, 배포까지 용이한 모델을 개발해야만 연구 결과가 환자, 의료진, 그리고 운영자에게 실질적인 가치를 전달할 수 있다고 믿습니다. 저는 연구실에서 얻은 성과를 오픈소스로 공개함으로써 커뮤니티와 적극적으로 지식을 나누고, 또한 최고 수준의 학회에서 성과를 통해 학문적 기여를 공식화하고자 합니다. 성균관대학교의 풍부한 연구 환경과 수준 높은 동료들 사이에서 안주하지 않고, 항상 열린 자세로 배우며, 현장의 난제를 연구로 연결하는 연구자로 성장해나가겠습니다.

3.

저는 현미경·병리(WSI/patch) 이미지를 대상으로 **이진·다중 분류**를 수행하여 임상 의사결정 보조(CDS)로 직접 연결될 수 있는 “작고 빠르며 신뢰 가능한 모델”을 개발하고자 합니다. 병리 AI는 높은 정확도에도 불구하고 현장에서는 라벨 비용과 품질 편차(전문의별 주석 기준의 불일치), 기관·스캐너·염색 차이에서 기인하는 도메인 편향, 그리고 실시간·근실시간 추론을 가로막는 계산 비용이라는 제약을 동시에 마주하고 있습니다. 이러한 현실을 고려해, 제 연구는 **경량화/최적화**를 중심축으로 **설명가능성·신뢰성** 및 **도메인 적응/일반화**를 결합하는 방향으로 설계하였습니다. 구체적으로는 (i) **저정밀·양자화(Quantization; QAT/PTQ)**—정의: 가중치·활성의 비트를 줄여 파라미터·VRAM·지연을 동시 절감—와 **연산 그래프 최적화(Graph-level optimization)**—정의: 연산자 융합/메모리 재사용/커널 선택으로 추론 경로를 간소화—를 통해 경량화의 실효성을 확보하고, (ii) **특성 귀속(Attribution; Grad-CAM 계열)**—정의: 예측 근거가 되는 영역 가시화—과 **불확실성 추정(Uncertainty estimation)**—정의: 예측 신뢰도·캘리브레이션(ECE) 개선—을 적용하여 임상의의 신뢰와 점검 가능성을 높이며, (iii) **염색 스타일 전이·특징 정규화** 및 **합성데이터·증강**을 통해 기관 간 분포 차이를 완화하겠습니다. 이러한 방향은 제가 부트캠프 및 스타트업에서 데이터 전처리—학습—배포에 이르는 전 주기 파이프라인을 직접 구축·운영하면서 확인한 병목과, 학부에서 체득한 선형대수/수치해석 기반의 수리 직관이 만나는 지점에서 정립되었습니다. 평가 설계는 **AUROC(성능 주지표)**, **ECE(신뢰 지표)**, \*\*모델 크기·VRAM·추론 지연(효율 지표)\*\*로 삼고, 내부 검증과 구분되는 **외부 코호트 일반화**를 별도 보고하여 실제 현장 이식 가능성을 엄정히 점검하겠습니다. 실행 로드맵은 0–3개월에 대표 공개 병리 데이터셋으로 베이스라인을 리프로듀스하고 CI·테스트 스크립트로 **재현성(Replicability)** 기반을 마련하며, 4–9개월에 **경량화+신뢰성** 결합의 1차 결과와 코드 공개(v0.1)를 진행하고, 10–15개월에 도메인 일반화 확장·외부 검증·논문 초안과 오픈소스 v1.0을 완성하며, 16–24개월에는 임상 시나리오 PoC와 함께 **CVPR 투고**를 목표로 하겠습니다. 궁극적으로, 본 연구는 “속도·메모리·정확도·설명력”의 균형점을 정량적으로 제시함으로써 연구실과 산업 파트너가 곧바로 사용·검증할 수 있는 **경량 병리 분류 레퍼런스 스택**을 제공하는 데 기여하고자 합니다. 저는 성균관대학교의 연구 환경에서 동료 연구자들과의 긴밀한 상호작용을 통해 정체되지 않는 배움을 실천하고, 문제 정의→가설→실험→재현성 문서화에 이르는 연구의 기본기를 한층 공고히 하여, 임상 현장에서 체감 가능한 효용을 창출하는 연구자로 성장하겠습니다.

3.

저는 현미경과 병리 이미지를 활용해 이진 및 다중 분류를 수행하고, 이를 임상 의사결정 지원(CDS)으로 바로 연결될 수 있는 '작고 빠르며 신뢰할 수 있는 모델'을 만들고자 합니다. 병리 AI는 뛰어난 정확도를 보여주더라도, 실제 현장에 적용할 때 여러 장벽이 드러납니다. 예를 들어 진단 라벨링 과정에서 발생하는 비용과 전문가마다 다른 기준에서 비롯된 품질 편차, 기관·장비·염색 방법 차이로 인한 도메인 편향, 그리고 실시간 처리를 어렵게 만드는 높은 계산 비용 등 복잡한 제약이 동시에 존재합니다.

이런 현실적인 문제들을 고려하여, 저는 경량화와 최적화를 중심에 두면서 설명가능성과 신뢰성, 그리고 도메인 적응과 일반화까지 아우르는 방향으로 연구를 설계하겠습니다. 먼저, 저정밀 및 양자화(파라미터와 메모리 사용량, 처리 지연을 동시에 줄일 수 있는 기술)와 연산 그래프 최적화를 바탕으로 실제로 작동하는 경량화 성능을 확보하겠습니다. 동시에, 특성 귀속(Grad-CAM 계열) 기법으로 예측 결과의 근거를 시각적으로 드러내고, 불확실성 추정을 적용해 예측의 신뢰도까지 개선하여 임상의가 결과를 신뢰하고 직접 검증할 수 있도록 하겠습니다. 더불어, 염색 스타일 전이와 특징 정규화, 합성 데이터와 데이터 증강 등을 적극적으로 활용해 서로 다른 기관 간의 데이터 분포 차이에서 기인하는 편향 문제를 완화할 계획입니다.

이러한 연구 방향은 제가 부트캠프와 스타트업에서 데이터 전처리 및 배포과정을 직접 구축하고 운영하며 체감했던 병목 지점들, 그리고 학부 과정에서 쌓아온 수리적 직관이 만나면서 구체화 되었습니다. 평가 체계는 AUROC(주요 성능 지표), ECE(신뢰 지표), 그리고 모델 크기·메모리·추론 속도(효율성 지표)로 구성하며, 내부 검증뿐 아니라 외부 코호트에서의 일반화 성과까지 별도로 보고하여, 실제 임상 현장 이식 가능성을 엄격하게 따져볼 생각입니다.

실행 계획도 단계적으로 마련했습니다. 0~3개월 차에는 공개 병리 데이터셋으로 베이스라인을 재현하고, CI 및 테스트 스크립트를 마련해 재현성 기반을 다지겠습니다. 4~9개월 차에는 경량화와 신뢰성의 첫 결과물과 함께 1차 코드 공개를 추진하고, 10~15개월에는 도메인 일반화와 외부 검증, 논문 초안 그리고 오픈소스 버전 1.0까지 완성하겠습니다. 마지막 16~24개월에는 실제 임상 시나리오에서의 PoC 진행과 함께, 국제 컨퍼런스 투고까지 이루는 것이 목표입니다.

궁극적으로 저는, 속도와 메모리, 정확도와 설명력이 녹아든 균형점을 실제 지표로 보여주며, 연구실과 산업계에서 곧바로 사용할 수 있는 경량 병리 AI 분류의 표준 레퍼런스 스택을 만드는 데 기여하고자 합니다. 나아가 성균관대학교의 풍부한 연구 환경 속에서 동료 연구자들과의 적극적인 교류를 이어가며, 문제 정의부터 가설 설정, 실험, 그리고 재현성 문서화에 이르는 연구의 기본기를 더욱 단단히 다지려 합니다. 이러한 성장을 바탕으로, 임상 현장에서 실질적인 도움이 되는 연구 성과를 만들어내는 연구자로 거듭나겠습니다.