
CNN기반 대상포진 조기진단 AI모델 구축

3조 : [REDACTED] 최우연

목차

연구 개요

1. 연구 주제 및 동기
2. 연구 배경 및 문제 정의
3. 연구 목적 및 기대 효과
4. 연구 목표 및 차별점

관련 연구 및 데이터 전략

5. 관련 연구 탐색 및 분석
6. 데이터 세트 출처 및 수집
7. 데이터 전처리 및 증강 전략

모델 설계 및 학습

8. 모델 구조 및 비교 대상 설계
9. 모델 선택
10. KDE-CT 학습 방식 설계
11. 실험 구성 및 학습 파라미터

결과 분석 및 향후 계획

12. 평가 지표 설명 및 기준
 13. 실험 결과 및 성능 비교
 14. 모델 학습 파이프라인 및 서비스 적용 방안
 15. 추후 학습 / 응용 확장 계획
 16. 연구 한계 및 개선 방향
 17. 참고문헌
-

1. 연구 주제 및 동기

대상포진(HerpesZoster)이란?



- 바리셀라 조스터 바이러스*(수두 바이러스)의 재활성화로 인해 발생
- 평생 발병 확률 10%~30%
- 피부 발진과 극심한 신경통 유발
- 대상포진 후 신경통(PHN)*은 수개월~수년 지속되어 삶의 질을 크게 저하

조기 진단의 중요성

- 조기 진단을 통해 치료를 신속히 시작함으로써 증상악화를 효과적으로 예방
- PHN 발생률은 조기 치료 시 9% -> 치료 지연 시 30%이상으로 증가 [1]
- 72시간 내 항바이러스 치료 미 제공 시 만성 질환으로 진행 가능 [2]
- 발병 초기 인지가 어려워 의료진의 정확한 분류가 중요
 - 수포 발생 전 비특이적 통증(근육통, 화끈거림 등)만 나타나는 경우가 많아 일반 통증과 혼동됨
- 신속한 예측 시스템이 있으면 만성 통증 예방 및 의료 비용 30~50% 절감 가능 [5]

사회적 문제 및 연구 필요성

- 고령화로 대상포진 환자가 지속 증가하면서 의료 시스템 부담 가중
 - 50세 이상 인구의 약 30%가 대상포진 경험 보유 [5]
 - 연간 약 100만 건의 대상포진 신규 발생, 이 중 약 20% 이상이 PHN으로 진행 [1]
- 조기 진단은 생산성 회복과 공공 보건 효율 개선에 기여
 - 근로 복귀 가속 및 불필요한 의료 비용 절감
- 피부 병변의 초기 변화를 객관적으로 분류하기 어려운 문제가 있음

딥러닝 도입 필요성

- CNN은 의료 영상/이미지에서 패턴 인식에 강점
 - 피부 병변* 진단에서 CNN 모델은 전통적 진단 대비 정확도 향상에 기여 [6]
- 피부 질환 이미지에서 색상, 경계, 텍스처 등 시각적 특징을 자동 추출 가능
 - 초기 병변 단계에서 다른 질환과 구별 가능성 증가 -> 오진 최소화
- 모바일 기반 진단 도구로 확장 가능 -> 접근성, 실시간성 확보
 - 빠른 예측 -> 초기 치료 개입 가능성 증대 + 의료비 절감

"본 연구는 딥러닝(CNN)을 활용해 대상포진을 조기에 정확히 예측함으로써,
의료.사회적 부담을 줄이고 환자의 삶의 질을 향상시키고자 함"

대상포진 후 신경통(PHN)* : 대상포진 피부 병변이 치유된 후에도 90일 이상 지속되는 만성 신경병성 통증을 일컫는 용어
바리셀라 조스터 바이러스* : 수두와 대상포진을 유발하는 헤르페스 바이러스 계열의 신경친화성 바이러스
병변* : 질병으로 인해 피부나 조직에 나타나는 이상 변화 또는 손상 부위

3. 연구 목적 및 기대 효과

연구 목적	문제 및 해결전략	기대 효과
<ul style="list-style-type: none"> ✓ 딥러닝 기반 영상 분석 기술(CNN)을 활용하여, 대상포진의 피부 병변을 조기에 정확히 진단 할 수 있는 인공지능 모델을 개발하고자 함 ✓ 기존 진단 방식의 시각적·임상적 오판 위험성을 보완 ✓ 비전문가 또는 1차 진료 기관에서도 정확한 조기 감별 진단 가능성 확보 ✓ 향후 모바일 기반진단 시스템으로 확장 가능성 고려 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ 육안 진단의 주관성과 병변 간 유사성으로 인한 오진 가능성 -> CNN이 색상, 경계, 텍스처 등 시각적 특징을 정량 분석하여 진단의 일관성과 정확성 향상 ✓ 조기 진단 지연으로 인한 대상 포진 후 신경통(PHN) 발생 위험 증가 -> AI모델이 병변의 초기 시각적 패턴을 자동 분류하여 신속한 치료 개입 지원 ✓ 의료 접근성 부족(지방/고령층) -> 1차 진료 기관 활용이 가능한 경량 AI 시스템 진단 도구로 신속한 진단 가능 	<ul style="list-style-type: none"> ➢ 대상포진 후 신경통(PHN) 발생률 감소 <ul style="list-style-type: none"> • 조기 진단 시 PHN 발생률 약 30% -> 약 9%이하로 감소[4] ➢ 의료비 절감 및 생산성 향상 <ul style="list-style-type: none"> • 대상포진/PHN 환자 1인당 연간 평균 추가 의료비(최대 \$3,000) [5] 절감 ➢ AI 진단 정확도 향상 <ul style="list-style-type: none"> • 피부병변 분류 정확도 : CNN 약 86.6%, 피부과 전문의 평균 약 76% [9] ➢ 모바일 기반 원격 진단 확장성 <ul style="list-style-type: none"> • 피부질환 AI 앱 진단 정확도 87%, 개발도상국 진단률 보다 높음 [12]

4. 연구 목표 및 차별점

연구 목표

- 정상 피부와 대상포진 병변을 명확히 구별할 수 있는 다중 클래스 AI 모델 개발
- 실제 의료기관 영상 기반 지속 학습 가능한 경량 모델 구축
- 모바일 진단 시스템 확장에 최적화된 진단 정확도 확보
- 임상적 실용성과 신뢰도를 고려한 진단 리포트 기능 제공

연구의 차별성

기존 연구 한계	본 연구의 차별점
피부질환 간 다중 분류에 집중	정상 vs 질환을 구분하는 선별 진단 구조 설계
대규모 데이터 기반 고성능 모델	소량 데이터 기반 경량 모델 최적화
모델 성능에 대한 정량적인 보고	의료현장 활용 가능한 시스템화 및 리포트 기능 포함
고해상도·정제된 이미지 중심	1차 의료기관 수집한 이미지 데이터 기반 학습 반영
모델 학습 후 구조 고정	지속 학습 가능한 AI 구조 설계

기술적 구현 전략

- KDE-CT(Knowledge-Distilled Efficient CNN with Curriculum Training) 기법 적용
 - 경량 모델의 진단 정확도 향상 및 학습 안정성 확보
- 추후 MobileNet, EffientNet-lite 등 경량화 모델에 범용 적용 가능한 구현 설계



5. 관련 연구 탐색 및 분석

모바일 진단을 위한 대상포진 딥러닝 분류 모델 [8]

데이터 세트 구성 전략

- 대상포진 진단용 피부 질환 이미지 데이터 세트 구성
 - 공개 데이터 세트 수집
 - SD-198(6,548장, 198개 질환 클래스) + SD-260(20,600장, 260개 질환 클래스) 수집 - 단, 대상 포진 이미지는 각각 24장, 12장으로 학습에 부족함
 - 커스텀 데이터 세트 수집
 - Google/Bing에서 'herpes zoster' 키워드로 웹 크롤링*
 - 중복 제거 및 전문가 검토를 통해 총 377장의 대상포진 이미지 확보
- 강건성* 평가를 위한 데이터 세트 생성
 - 대상포진 진단용 피부 질환 이미지 데이터 세트에 총 75가지 손상 적용하여 모델의 강건성 평가에 활용



[대상포진 진단용 피부 질환 이미지 데이터 세트]

[강건성 평가를 위한 데이터 세트]

KDE-CT 훈련 방법론

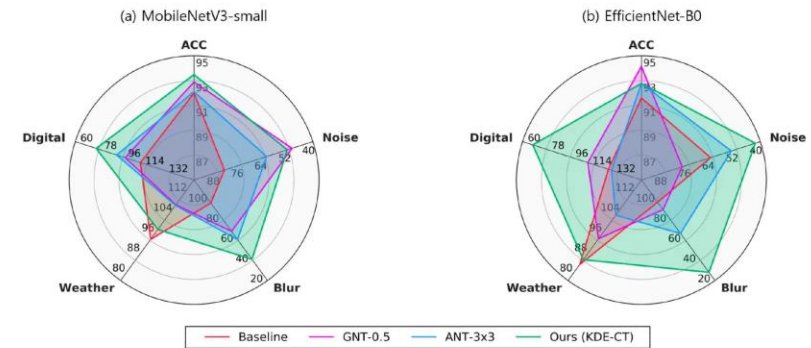


FIGURE 1. Summary of key results. Our knowledge distillation from ensemble via curriculum training (KDE-CT) enhanced the corruption robustness for both (a) MobileNetV3-Small and (b) EfficientNet-B0 compared to the standard training (baseline), Gaussian noise training (GNT), and adversarial noise training (ANT). ACC is the overall accuracy, and the rest are the corruption errors for noise, blur, weather, and digital corruptions.

- 모바일 환경에 적용 가능한 경량 모델인 MobileNetV3-small에 KDE-CT* 훈련 기법을 적용함으로써, 모델의 정확도와 시각적 변형에 대한 견고성*을 크게 향상시킴
 - 단순 경량 모델 구조만으로는 시각적 손상 대응에 한계가 있음
 - KDE-CT 방식이 모델의 강건성과 정확도를 확보하는 데 효과적인 학습전략임을 입증함

5. 관련 연구 탐색 및 분석

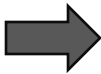
딥러닝 단일 모델의 구조 및 성능 분석 [14]

기본 CNN
1.구성 요소: <ul style="list-style-type: none">여러 개의 3x3 컨볼루션 레이어, ReLU 활성화 함수, 배치 정규화, 맥스풀링 레이어전결합층(Fully Connected Layer)과 Softmax 출력층으로 구성 됨
2. 특징: <ul style="list-style-type: none">단순하고 학습 속도가 빠르며 구현이 쉬움하지만 복잡한 피부 병변의 세부 패턴을 충분히 학습하기 어려움

ResNet-18
1.구성 요소: <ul style="list-style-type: none">총 18개의 레이어로 구성각 블록은 2개의 3x3 컨볼루션 레이어 + ReLU + 배치 정규화 포함잔차 연결(Residual Connection)을 통해 기울기 소실 문제를 해결
2.특징: <ul style="list-style-type: none">깊은 네트워크를 안정적으로 학습 가능CNN보다 복잡한 구조 학습에 유리함

EfficientNet-B0
1.구성 요소: <ul style="list-style-type: none">MBConv 블록과 Depthwise Separable Convolution 기반Swish 활성화 함수와 Squeeze-and-Excitation 블록 포함입력: 224x224 이미지 → 점차 축소 → 7x7 특징맵 → Global Average Pooling → Fully Connected → Softmax 출력
2.특징: <ul style="list-style-type: none">컴파운드 스케일링(compound scaling)으로 깊이, 너비, 해상도를 균형 있게 확장적은 연산량으로 높은 정확도를 달성하며, 모바일 환경에서도 효율적채널 별 중요도를 재조정해주는 SE 블록 덕분에 민감도 향상

지표	CNN	ResNet-18	EfficientNet-B0
정확도	80%	87%	97%
민감도	64%	82%	99%
특이도	95%	93%	93%
정밀도	93%	91%	95%
F1-score	76%	86%	97%
MCC	0.75	0.82	0.94
Type-I 오류	4%	6%	6%
Type-II 오류	3.6%	1.8%	1%



모든 지표에서 **EfficientNet-B0**가 가장 뛰어난 성능을 보여주며, 특히 민감도 **99%**는 흑색종과 같은 질환에 있어 매우 중요한 요소입니다.

5. 관련 연구 탐색 및 분석

융합 딥러닝 모델의 구조 및 성능 분석 [13]

융합 모델 구조 요약

1. 세 가지 사전 학습된 CNN 모델

- EfficientNet-B0, EfficientNet-B2, ResNet50

2. 특징 벡터 추출

- 세 모델은 병렬 구조로 구성되어 각기 다른 시각적 특징 벡터 추출

3. 통합 벡터 구성

- 추출된 특징 벡터는 병합되어 하나의 통합 벡터로 구성

4. 분류 수행

- 통합된 특징은 Dense 계층*을 통해 다중 질환 분류 수행

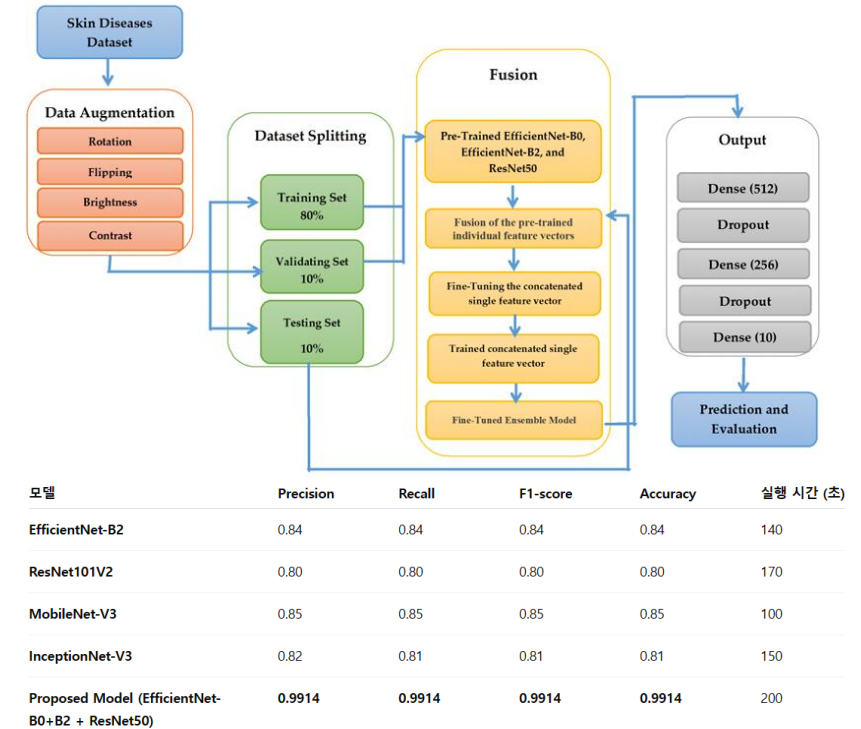
융합 딥러닝 모델*의 성능 분석

1. 모델 성능

- 정확도 (Accuracy) : 99.14%
- 정밀도 (Precision) : 0.9914
- 재현율 (Recall) : 0.9914
- F1 Score : 0.9914
- AUC (ROC) : 0.93 ~ 1.00 (클래스별 평균)
- 과적합 여부 : 없음
- 클래스 불균형 대응 : 효과적

2. 모델 평가

- 기존 단일 모델 대비 모든 지표에서 우수한 성능
- 소수 클래스에 인식 정확도에서 높은 민감도와 낮은 오탐률을 유지



5. 관련 연구 탐색 및 분석

전이학습 및 Fine-Tuning에 의한 성능 향상 (1) [11]

문제 정의와 해결책 제시

1.모델 적용의 한계

- 사전 학습 모델의 의료 환경 직접 적용 부족

2.데이터 특성 문제

- 의료 데이터의 고유한 특성
- 대규모 주석 데이터셋 부족

3.전이 학습(Transfer Learning) 도입

- 광범위한 데이터셋으로 훈련된 모델을 특정 의료 환경에 적용
- 데이터 부족 문제 해결

4.제약 사항

- 원본-대상 도메인 일치도에 성능 의존
- 분포 변화시 성능 저하 위험

연구 범위 및 방법론

1.연구 대상 도메인

- 5개 의료 영상 분야
- X-ray, MRI, 조직학, 피부과, 내시경 수술

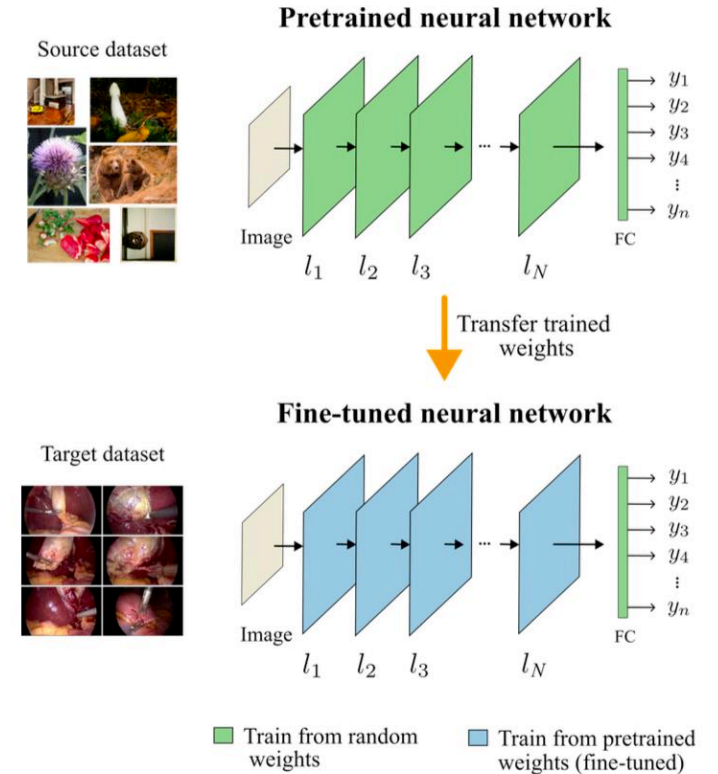
2.Fine-tuning 전략 평가

- 8가지 Fine-tuning 방법
- 전체 계층 Fine-tuning, 분류기 계층만 Fine-tuning

- 점진적 Fine-tuning, 정규화 기반 Fine-tuning, 적응형 학습률

3.실험 모델

- 3개 CNN 아키텍처
- ResNet-50, DenseNet-121, VGG-19
- 다양한 학습 및 특징 추출 시나리오 포괄



5. 관련 연구 탐색 및 분석

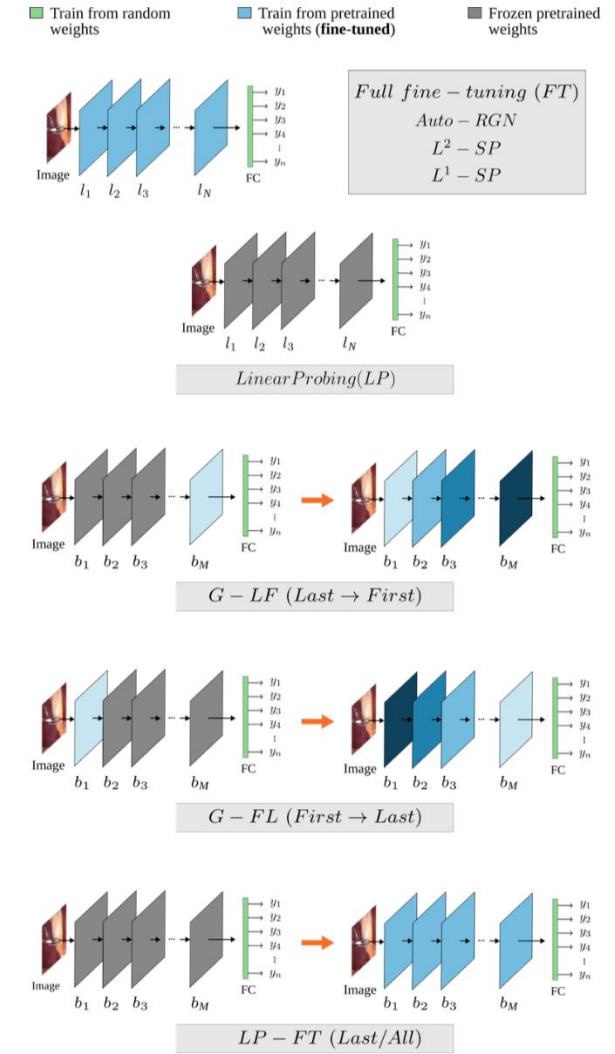
전이학습 및 Fine-Tuning에 의한 성능 향상 (2) [11]

평가된 Fine-tuning 전략

1. Full Fine-tuning (FT, 기본 전략)
 - 모든 계층 + 새 분류기 계층 동시 훈련
2. Linear Probing (LP, 기본 전략)
 - 사전 학습 계층 고정, 분류기 계층만 훈련
3. Gradual Unfreeze (Last First) (G-LF, 점진적 전략)
 - 마지막 블록부터 첫 번째 블록으로 순차적 해제
4. Gradual Unfreeze (First Last) (G-FL, 점진적 전략)
 - 첫 번째 블록부터 마지막 블록으로 순차적 해제
5. LP-FT (Hybrid)*
 - Linear Probing → Full Fine-tuning 단계적 전환
6. L¹-SP Regularization (정규화 기반 전략)
 - L₁-norm 기반 희소 정규화 적용
7. L²-SP Regularization (정규화 기반 전략)
 - L₂-norm 기반 정규화 적용
8. Auto-RGN (적응형 학습률 전략)
 - 상대 기울기 노름(RGN)*에 따른 계층별 학습률 자동 조정

주요 실험 결과

1. LP-FT (Linear Probing + Full Fine-tuning) 전략
 - 평가 사례 50% 이상에서 개선
 - 모든 아키텍처에서 mAP* 일관 개선
2. Auto-RGN 전략
 - 특정 양식에서 최대 11% 개선
 - X-ray, 조직학 (ResNet-50, DenseNet-121)
3. DenseNet-121 모델 특성
 - 대안적 Fine-tuning 접근법에서 뚜렷한 이점
 - 24개 실험에서 Fine-tuning 전략 효과 확인
 - 선호 전략: LP-FT, Auto-RGN
 - 기여도: 전체 개선 사례의 50% 차지
4. ResNet-50 & DenseNet-121 모델 특성
 - 선호 전략: LP-FT, Auto-RGN
 - 기여도: 전체 개선 사례의 50% 차지
5. 결론
 - 모든 데이터셋에서 일관된 우수 전략 없음
 - 아키텍처와 의료 영상 유형별 전략 선택 중요



LP-FT*: 사전학습된 가중치를 고정한 후 분류기 계층만 학습(LP)한 뒤, 전체 계층을 점진적으로 학습(FT)하는 하이브리드 파인튜닝 전략
 RGN*: 상대 기울기 크기를 기준으로 계층별 학습률을 자동 조정하는 적응형 파인튜닝 기법
 MAP: 모델의 전체 예측 정확도를 평가하는 대표적인 성능 지표로, 클래스별 정밀도의 평균

6. 데이터 세트 출처 및 수집

다국적 피부 질환 공개 데이터 세트

- SD-198(6,548장, 198개 질환 클래스) [3][12]
 - 출처 : <https://huggingface.co/datasets/resyhgerwshshgdfghsdfgh/SD-198>
 - 수집방식 : API 제공
 - 이미지(JPEG 형식)와 라벨(질병 라벨링) 매핑 파일(CSV 형식) 제공
- SD-260(20,600장, 260개 질환 클래스) [3][12]
 - 출처 : https://github.com/xpwu95/SPBL_Pytorch
 - 수집방식 : 연구자에게 이메일로 요청
 - 이미지(JPEG 형식)와 라벨(단일 질병 라벨링) 매핑 파일(CSV 형식) 제공
 - SD-198을 확장·보완한 데이터 세트
- 피부과 전문의 등 의료 전문가에 의해 라벨링 된 데이터
- Herpes Zoster(대상포진) 라벨링 데이터 존재
 - 단, 대상 포진 이미지는 각각 24장, 12장으로 학습에 부족함



AI-HUB 공개 데이터 세트

- 한국인 피부상태 측정 데이터(125,424장)
 - 출처 : <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=data&dataSetSn=71645>
 - 수집방식 : 다운로드
 - 이미지(JPEG 형식)와 전문가에 의한 피부상태 항목(색소 침착, 여드름 등) 라벨 매핑 파일(JSON 형식) 제공
 - Sensitive(민감도), Annotations(질환 정보 포함)를 참고하여 정상 클래스 이미지만 추출하여 활용할 예정
 - 연령·성별 다양 / 한국인 정상 피부 클래스 이미지 확보에 적합
- 피부 질환 진단 의료 이미지(67000장, 32개 질환 클래스)
 - 출처 : <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=data&dataSetSn=230>
 - 수집방식 : 오프라인 안심존*에서 열람가능한 제한사항이 있음
 - 대상포진 병변만 잘라낸 비 식별 이미지 데이터로 변환->반출 신청 후 다운로드하여 활용할 예정
 - 국내 10개 대학 전문의에 의해 라벨링 된 데이터
 - Herpes 감염 클래스 이미지 포함
 - Herpes Zoster(대상포진) 케이스에 대해서는 SD-198/260 데이터세트를 활용(전이 학습* 기반)하여 병변하여 활용할 예정

커스텀 수집

- 웹 크롤링 (Google 이미지) 통한 대상포진 이미지 수집

7. 데이터 전처리 및 증강 전략

소수 클래스 대응 전략

데이터 증강

- 증강 라이브러리 : Albumentations
 - 매우 빠르고 유연한 이미지 증강* 라이브러리
 - 의료 영상 처리에 적합한 연산들 포함
 - PyTorch, TensorFlow 모두 호환

증강 전략

전략	설명	기대 효과
Horizontal/ Vertical Flip	이미지를 좌우 또는 상하 반전	좌우 대칭 질환 구조 대응
Rotation	+/-15도 회전	다양한 촬영 각도에 대한 견고함 확보
Zoom In/Out	랜덤 비율로 중심 확대 또는 축소	병변의 크기 다양성 학습
Translation	병변 위치를 일정 픽셀 이동	위치 변화에 대한 불변성 강화
Brightness/Contrast	밝기/명암 대비 랜덤 조절	촬영 환경 변화 대응
Color Jitter	Hue, Saturation 조절	조명이나 피부색 다양성 반영
Gaussian Noise 추가	약한 랜덤 노이즈 삽입	촬영 장치의 노이즈 대응
Cutout/GridMask	이미지의 일부를 마스킹	특징 의존성 줄이고 학습 범용성 증가
MixUp/CutMix	두 이미지를 혼합	클래스 간 경계 일반화 학습 가능

- 증강 적용 범위
 - SD-198, SD-260 데이터 세트의 Herpes Zoster 클래스 이미지에 대해서만 적용(증강배수 : x10)

합성 데이터 생성

- 원본 데이터 전처리
 - 크기 표준화(224x224)
 - 색공간 정규화(RGB, HSV) - 밝기나 색상값을 일정 범위로 정규화
 - Annotation 제거/ 병변중심 Corp - 사진의 가장 중요한 부분만 확대
- GAN 기법* 활용 전략
 - 사용 라이브러리: StyleGAN2, CycleGAN
 - SD-198-SD-260 데이터셋 활용: 공개된 피부질환 이미지 데이터셋 소스로 사용
 - 고해상도 합성: StyleGAN2 기반 전통적 GAN 구조로 학습해 고품질 합성 이미지 생성
 - 스타일 매핑: CycleGAN을 이용해 AI-HUB 한국인 피부상태 측정 데이터에 SD-198-SD-260의 대상포진 이미지를 매핑, 한국인 피부 특성이 반영된 스타일로 변환
 - 노이즈 제거 및 일반화: AI-HUB 피부질환 진단용 이미지를 SD-198-SD-260 데이터셋으로 학습하여 환자별 고유 노이즈 제거, 평균적인 대상포진 특성만 남긴 합성 이미지로 변환하여 오프라인 안심존에서 반출하여 활용

전이 학습

- 사전 학습 (Pre-training)*
 - 데이터 : SD-198 또는 SD-260
 - 목적 : 피부 병변 분류의 기본 시각 특징 추출 능력 확보
 - 모델 : ResNet50, DenseNet121, EfficientNet 등 CNN 계열 사용
- 전이 학습 (Transfer Learning)
 - 대상 데이터 : AI-HUB + 웹 수집 이미지
 - 전이방식 : SD-198 또는 SD-260으로 학습된 모델에서 출력층만 교체 후 재학습
 - 목표 : Herpes Zoster 병변 분류
- Optimizer* 설정
 - 알고리즘 : Adam (빠르고 안정적인 최적화 방식)
 - 학습속도(lr) : 1e-4 (학습 속도 조절. 너무 크면 불안정, 너무 작으면 느림)
 - 정규화(weight_decay) : 1e-5(모델 복잡도 제한, 과적합을 막기 위한 L2 정규화의 계수)
- Loss Function* (손실 함수)
 - 함수 종류 : CrossEntropyLoss (다중 클래스 분류에 적합, 예측 정확도 향상)
 - 클래스 불균형 대응 : weight 인자 사용으로 소수 클래스에 가중치 부여 가능

이미지 증강* : 학습 데이터를 다양하게 변형하여 모델의 일반화 성능과 견고성을 높이는 데이터 확장 기법
 GAN 기법* : 두 개의 신경망이 경쟁하며 학습해 실제와 유사한 이미지를 생성하는 딥러닝 생성 모델
 사전학습* : 대규모 데이터로 먼저 학습한 모델의 지식을 다른 과제에 효과적으로 활용하기 위한 초기 학습 단계
 Optimizer* : 모델의 예측 오류를 줄이기 위해 가중치를 자동으로 조정하는 학습 알고리즘
 Loss Function* : 모델의 예측이 정답과 얼마나 다른지를 수치로 계산해 학습 방향을 알려주는 기준 함수

8. 모델 구조 및 비교 대상 설계

CNN Ensemble	Base Models	Mobile Models
<ul style="list-style-type: none"> ➤ 특징 <ul style="list-style-type: none"> 서로 다른 학습기를 결합하여 최종 예측을 수행하는 기법 여러 개의 개별 CNN 모델을 조합하여 성능을 향상시키는 방법 단일 모델의 한계를 극복하고 일관된 예측과 높은 정확도를 얻기 위해 사용됨 ➤ 장점 <ul style="list-style-type: none"> 정확도, F1*, AUROC* 등 거의 모든 지표에서 최고 성능 ➤ 단점 <ul style="list-style-type: none"> GPU* 자원 소모가 큼 - 입출력까지 걸리는 시간(Latency)이 오래 걸리며 모델 파라미터 수(Params)가 많음 [12] ➤ 적합 용도 <ul style="list-style-type: none"> 대형 병원 서버에서 정밀 진단용, 연구 목적의 고정확도 시스템 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ 특징 <ul style="list-style-type: none"> 전통적인 CNN 구조로 정확도는 높은 편이지만, Mobile 모델에 비해 파라미터 수와 연산량이 많고, Ensemble 모델 보다 추론 속도가 다소 느림 학습이 안정적이며 다양한 데이터셋에 적합 모델 구조가 표준화되어 있어 다양한 커스터마이징이 쉬움 ➤ 장점 <ul style="list-style-type: none"> 상대적으로 높은 정확도, 중간 정도의 연산 비용 경량화 모델에 비해 결과의 일관성이 높고 예측의 변동성도 적음 ➤ 단점 <ul style="list-style-type: none"> Latency*가 Mobile 모델보다 높음 [12] - GPU 환경이 요구되지만 Ensemble 모델 보다는 저사양의 서버에서 활용 가능 ➤ 적합 용도 <ul style="list-style-type: none"> GPU 환경이 제한되지 않은 병원 시스템, 클라우드 기반 서비스 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ 특징 <ul style="list-style-type: none"> 경량화된 구조로 모바일/임베디드 디바이스에 적합 낮은 연산량과 짧은 Latency를 가짐 [12] 실시간 응답성이 우수하며, 저전력 디바이스에서도 실행 가능 ➤ 장점 <ul style="list-style-type: none"> 모델 크기가 작고 연산량이 적어, CPU나 모바일 AP* 환경에서도 고속 추론 가능 경량 모델임에도 불구하고 비교적 우수한 성능을 보임 ➤ 단점 <ul style="list-style-type: none"> 구조 단순화로 복잡한 의료 영상 특징을 충분히 반영하지 못함 모델 해석력 및 학습 유연성도 상대적으로 부족 ➤ 적합 용도 <ul style="list-style-type: none"> IoT 의료기기, 모바일 헬스케어 앱 등

TABLE 2. Performances of 13 different models on the SD-HZ dataset (Latency: millisecond, Params.: million, MACs: million).

Category	Model	ACC	F1	PR	RE	F1-HZ	AUROC	Kappa	Latency	Params.	MACs
Basic models	AlexNet	0.93	0.84	0.87	0.82	0.80	0.946	0.794	21.0	57.0	710
	Vgg-16	0.93	0.85	0.87	0.86	0.79	0.967	0.779	140.3	134.3	1,550
	InceptionV3	0.92	0.83	0.85	0.82	0.78	0.960	0.766	73.2	21.8	285
	ResNet-50	0.94	0.87	0.87	0.88	0.81	0.979	0.797	93.3	23.5	412
	ResNext-101	0.93	0.87	0.87	0.89	0.82	0.975	0.809	320.7	86.8	1,651
	SEResNext-101	0.94	0.88	0.89	0.87	0.85	0.981	0.846	226.8	46.9	805
	DenseNet-121	0.93	0.85	0.87	0.84	0.80	0.969	0.791	328.6	7.0	465
Mobile models	EfficientNet-b0	0.92	0.81	0.82	0.83	0.68	0.954	0.658	55.5	4.0	40
	MNasNet	0.92	0.84	0.85	0.84	0.76	0.947	0.749	38.6	3.1	33
	MobileNetV2	0.90	0.79	0.80	0.83	0.61	0.955	0.586	39.5	2.2	32
	MobileNetV3-Small	0.92	0.84	0.85	0.83	0.82	0.927	0.811	20.6	1.5	5
DNN Ensemble	Ensemble-M	0.95	0.89	0.92	0.88	0.82	0.979	0.880	666.7	142.2	2,746
	Ensemble-E	0.97	0.93	0.94	0.92	0.78	0.992	0.910	699.5	144.6	2,781

AUROC* : 모델이 양성과 음성을 얼마나 잘 구분하는지를 나타내는 지표로, 1에 가까울수록 분류 성능이 뛰어남

GPU* : 대규모 연산을 병렬로 처리해 딥러닝과 영상 처리에 최적화된 고속 연산 장치

Latency* : 입력을 받아 출력이 나오기까지 걸리는 응답 시간

모바일 AP 환경* : 스마트폰 등 모바일 기기에서 연산, 그래픽, AI 기능을 통합 처리하는 저전력 시스템

9. 모델 선택

딥러닝 단일 모델과 융합모델의 구조 및 성능 비교

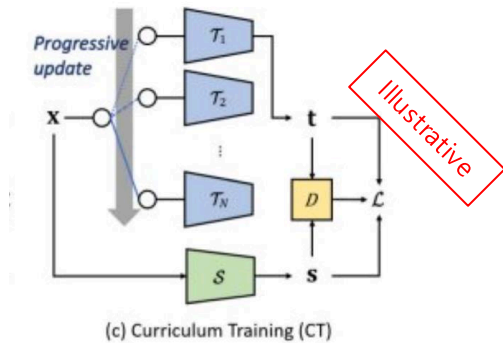
EfficientNet-B0	융합 모델
1.구성 요소 <ul style="list-style-type: none">▪ MBConv 블록과 Depthwise Separable Convolution 기반▪ Swish 활성화 함수와 Squeeze-and-Excitation 블록 포함▪ 입력: 224x224 이미지 → 점차 축소 → 7x7 특징맵 → Global Average Pooling → Fully Connected → Softmax 출력 2.특징 <ul style="list-style-type: none">▪ 컴파운드 스케일링(compound scaling)으로 깊이, 너비, 해상도를 균형 있게 확장▪ 적은 연산량으로 높은 정확도를 달성하며, 모바일 환경에서도 효율적▪ 채널별 중요도를 재조정해주는 SE 블록 덕분에 민감도 향상	1.세 가지 사전 학습된 CNN모델 <ul style="list-style-type: none">▪ EfficientNet-B0, EfficientNet-B2, ResNet5 2.특징 벡터 추출 <ul style="list-style-type: none">▪ 세 모델은 병렬 구조로 구성되어 각기 다른 시각적 특징 벡터 추출 3.통합 벡터 구성 <ul style="list-style-type: none">▪ 추출된 특징 벡터는 병합되어 하나의 통합 벡터로 구성 4.분류 수행 <ul style="list-style-type: none">▪ 통합된 특징은 Dense 계층을 통해 다중 질환 분류 수행

단일 모델과 융합 모델은 서로 다른 데이터 셋으로
성적을 도출하였으므로, 같은 데이터 셋으로 테스트가 필요.

10. KDE-CT 학습 방식 설계

KDE-CT 학습방식

- 여러 Teacher 모델*들의 지식을 집약해 하나의 Student 모델*에게 전달하는 방식
- 의료 진단처럼 다양한 특성을 포괄해야 하는 문제에서 일관성 + 일반화 성능을 극대화 할 수 있는 효과적인 전략
- 활용 목표
 - 여러 가지 서로 다른 특성을 가진 Base 모델*들을 Teacher로 사용하여, 각 모델의 예측 방식과 학습된 특징들을 종합
 - 이를 통해 하나의 가벼운 Base 모델(Student)이 여러 Teacher 모델로부터 지식을 배워, 더 풍부한 표현력과 높은 일반화 성능을 가질 수 있도록 학습하는 방식
 - 각 Teacher 모델이 학습한 중요한 특징(feature representation)을 통합하여, Student 모델이 더 넓은 시각과 판단 기준을 가질 수 있게 함



KDE-CT 구성 전략

- Teacher Models 구성
 - 서로 다른 방식으로 영상 특징을 학습하여 Student 모델에게 다양한 관점의 지식을 전달하도록 구성
 - ResNet-50 : 깊은 계층 구조와 잔차 연결을 갖춘 안정적인 모델, 패턴을 일반화하는 능력이 우수
 - SE-ResNext-101 : 병렬 경로 기반 구조에 SE라는 주의력 매커니즘*이 추가된 모델, 정확하고 정교한 학습이 가능
 - InceptionV3 : 다양한 커널크기를 활용한 구조, 다중 스케일의 정보를 효과적으로 학습할 수 있는 모델
- Student Model 구성
 - DenseNet-121
 - 이전 층의 특징을 다음 층에서 계속 활용할 수 있는 구조로 설계됨 - 여러 Teacher 모델들로부터 받은 지식을 효율적으로 통합
 - 연산량 및 파라미터 수가 상대적으로 적어 실시간 진단 시스템에 적합
 - Base 모델 계열 중 하나로, 추론 결과가 안정적이고 다양한 응용 환경에도 확장이 용이
- 기대 효과
 - 정확도 유지 : 여러 Teacher 모델들의 예측을 평균내어 Student 모델이 학습함으로써 Ensemble 효과와 유사함
 - 경량화 : 학습단계에서는 여러 Teacher 모델을 활용하지만 실제 추론시에는 Student 모델 하나만 사용함으로써 추론 속도가 빠르고 자원부담이 적음
 - 소수 클래스 대응력 강화 : KDE-CT 기법이 경계 사례* 및 이상치에 강건성 부여

Teacher 모델* : Student 모델에게 예측 지식이나 표현 학습을 전달하는 학습 지도자 역할의 사전 학습된 모델
 Student 모델* : Teacher 모델의 지식을 전달받아 경량화된 형태로 학습하며, 최종 추론을 담당하는 모델
 Base 모델* : 다양한 구조의 CNN 중 성능 비교와 전이학습의 기준이 되는 기본 모델
 주의력 매커니즘* : 입력 중 중요한 정보에 가중치를 부여해 모델이 핵심 특징에 집중하도록 돕는 기법

11. 실험 구성 및 학습 파라미터

데이터 분할 전략

[데이터 분할 구성]

Train(70%)	Val(15%)	Test(15%)
------------	----------	-----------

- Train : 모델 학습에 사용되는 데이터
- Validation : 학습 중 과적합 확인 및 하이퍼파라미터 조정
- Test : 최종 모델 성능 평가(훈련에 사용되지 않음)

[데이터 분할 기법]

- Stratified Split 적용
 - 데이터를 나눌 때 각 클래스의 비율이 모든 그룹(Train, Val, Test)에 비슷하게 유지되도록 나누는 방법
 - 클래스 간 균형 유지 -> 학습 및 평가에 공정성 확보
 - 불균형 데이터 문제 완화
 - 모델이 소수 클래스도 학습할 수 있는 기회 제공

- 적절한 데이터 분할과 하이퍼파라미터 설정은 모델 일반화의 핵심
- 모델 fine-tuning*은 학습 후반부에서 성능 상승에 매우 중요

학습 하이퍼파라미터 설정

항목	설명	적용 값
Batch Size	모델이 한번에 학습하는 입력 데이터 개수, CPU 메모리 고려하여 설정	16~32
Epochs	전체 학습 데이터를 모델이 한 번 모두 학습하는 횟수, Early Stopping* 기준 포함	50~100
Learning Rate	모델이 오차를 줄이기 위해 가중치를 얼마나 크게 조정할지 결정하는 학습 속도	1e-3
Optimizer	오차를 최소화할 수 있도록 가중치를 효과적으로 조정해주는 알고리즘	Adam + Weight Decay (1e-4)
Loss Function	모델의 예측값과 정답 사이의 오차를 수치로 계산해주는 함수	CrossEntropy

Fine-tuning 전략

- LP-FT* (Linear Probing + Full Fine-tuning) 적용.
- 1단계 (Linear Probing): 모델의 Convolutional 계층*을 고정하고, 새로 추가된 분류기 계층만 대상포진 데이터로 훈련.
- 2단계 (Full Fine-tuning): 이후 모든 계층을 고정 해제하여 전체 모델을 재훈련.
- 학습률 설정: 단계별로 학습률을 조정하며 최적 값 탐색 (예: 초기 Linear Probing 시 높게, Full Fine-tuning 시 낮게).
- 최적화 기법: Adam 옵티마이저 사용.
- 조기 종료: 검증 성능 기반으로 5 에포크의 patience를 가진 조기 종료 적용.
- 데이터 전처리: 이미지 크기 224x224로 조정 및 ImageNet 평균/표준편차로 정규화.
- 데이터 증강: 모델 일반화 및 성능 향상을 위해 다양한 증강 기법 적용 (예: 회전, 반전 등).
- 평가 지표: 정확도, F1-Score, AUROC를 주요 성능 지표로 활용.
- 플랫폼: Hugging Face transformers* 라이브러리를 활용하여 구현 및 테스트 진행.

fine-tuning* : 사전 학습된 모델을 특정 작업이나 데이터셋에 맞춰 추가 학습시켜 성능을 향상시키는 과정
 Early Stopping* : 모델이 과적합되기 전에 검증 성능이 더 이상 향상되지 않으면 학습을 조기 종료하는 기법
 LP-FT* : 사전학습된 가중치를 고정한 후 분류기 계층만 학습(LP)한 뒤, 전체 계층을 점진적으로 학습(FT)하는 하이브리드 파인튜닝 전략
 Hugging Face transformers : 사전학습된 트랜스포머 모델을 쉽게 적용-파인튜닝할 수 있는 라이브러리
 모델의 Convolutional 계층 : 이미지에서 중요한 특징(모양, 경계, 질감 등)을 찾아내는 필터 역할을 하는 계층

12. 평가 지표 설명 및 기준

성능 지표

지표	설명	권장수준 [4]
F1-Score	정밀도와 재현율의 조화 평균. 불균형 데이터셋에서 핵심 지표.	≥ 0.85
Recall	재현율, 민감도. 질병 분류에서 놓치는 사례 방지를 위해 중요.	≥ 0.85
Precision	정밀도, 과진단 최소화를 위한 지표	≥ 0.85
AUROC	ROC-CURVE* 하단 면적, 클래스 전체에 대한 예측 능력. 비교적 클래스 불균형에 덜 민감.	≥ 0.90
F1-HZ	대상포진(HZ) 클래스의 F1 점수	≥ 0.85
ACC-HZ	대상포진(HZ) 클래스의 정확도	≥ 0.90
Cohen's Kappa	분류기 예측과 실제 값의 일치도를 평가.	≥ 0.80

$$F1-HZ = 2 \times \frac{Precision_{HZ} \times Recall_{HZ}}{Precision_{HZ} + Recall_{HZ}}$$

대상포진 클래스에 대해 계산한 정밀도 (Precision)와 재현율 (Recall)의 조화 평균.

$$ACC-HZ = \frac{TP_{HZ} + TN_{HZ}}{TP_{HZ} + TN_{HZ} + FP_{HZ} + FN_{HZ}}$$

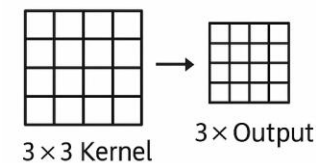
대상포진 클래스에 대해 올바르게 예측한 비율

불균형 데이터에 적합한 F1-Score 및 Recall 중심의 성능 최적화 전략

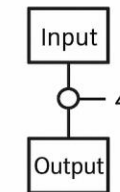
계산 효율성 지표

지표	설명	권장수준 [12]
MACs	Multiply-Accumulate 연산 수(계산량) 연산량 기반 효율성 지표	$\leq 2,000M$
Latency	실시간 응용을 위한 추론 지연 시간 기준 이미지 1장을 처리하는 시간(테스트 지연시간)	$\leq 100ms$
Params	파라미터 개수(모델 저장 크기) 추론 및 배포 환경에 적합한 경량성 기준	$\leq 10M$

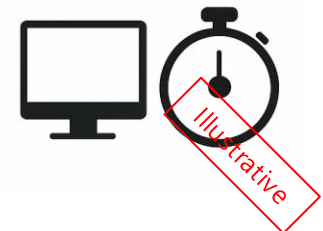
MACs 계산



Params 계산



Latency 측정



CNN 모델의 연산 복잡도와 추론 효율성을 정량적으로 평가하는 핵심 지표 비교

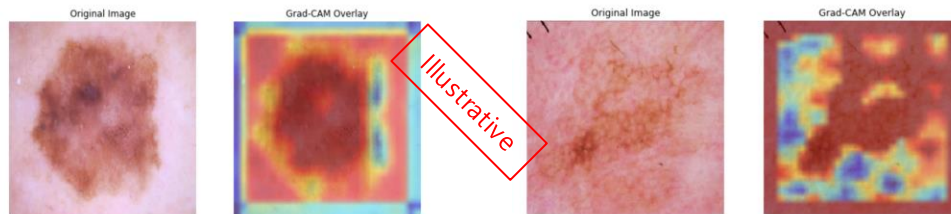
Base 모델의 일반화 성능 수준을 기준으로, KDE-CT 적용 후 향상된 성능을 비교하여 모델을 선택하는 전략

ROC-CURVE* : 분류 모델의 민감도(Recall)와 특이도(False Positive Rate) 간의 trade-off를 시각적으로 보여주는 그래프

13. 실험 결과 및 성능비교

Grad-CAM* 시각화

- 모델이 이미지 분류를 할 때 어떤 영역에 주목했는지를 시각적으로 보여주는 XAI*(설명 가능한 인공지능) 기법
- 모델이 예측을 위해 집중한 병변 영역이 붉게 표시됨



모델 성능 비교표

- 모델 성능 비교표를 통해 다양한 지표를 한눈에 정리하여 모델 간 차이를 직관적으로 파악

Category	Model	ACC	F1	PR	RE	F1-HZ	AUROC	Kappa	Latency	Params	MACs
Basic models	AlexNet	0.93	0.84	0.87	0.82	0.80	0.946	0.794	21.0	57.0	100
	Vgg-16	0.93	0.85	0.87	0.86	0.79	0.967	0.779	140.3	134.3	1,550
	InceptionV3	0.92	0.83	0.85	0.82	0.78	0.960	0.766	73.2	21.8	285
	ResNet-50	0.94	0.87	0.87	0.88	0.81	0.979	0.797	93.3	23.5	412
	ResNext-101	0.93	0.87	0.87	0.89	0.82	0.975	0.809	320.7	86.8	1,651
	SEResNext-101	0.94	0.88	0.89	0.87	0.85	0.981	0.846	226.8	46.9	805
	DenseNet-121	0.93	0.85	0.87	0.84	0.80	0.969	0.791	328.6	7.0	285

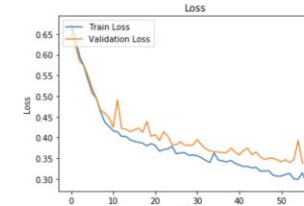
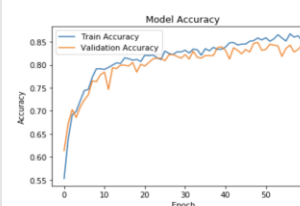
Confusion Matrix

- 다중분류에서 특히 소수 클래스의 오분류 경향을 명확히 파악
- 불균형 클래스의 성능 저하를 진단하고 개선 방향을 제시하는데 필수적

		Predicted Class		
		Positive	Negative	
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type II Error	Sensitivity $\frac{TP}{(TP + FN)}$
	Negative	False Positive (FP) Type I Error	True Negative (TN)	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$
		Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$	Negative Predictive Value $\frac{TN}{(TN + FN)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

Learning Curves*

- 모델의 학습 과정과 성능 변화를 직관적으로 파악 - 과적합(overfitting), 과소적합(underfitting), 학습 정체 등의 문제를 조기에 발견 가능



XAI* : AI 모델의 예측 결과를 사람도 이해할 수 있도록 설명하고 해석할 수 있게 만드는 기술

과적합* : 모델이 학습 데이터에 너무 치우쳐서 새로운 데이터에 일반화되지 못하는 현상

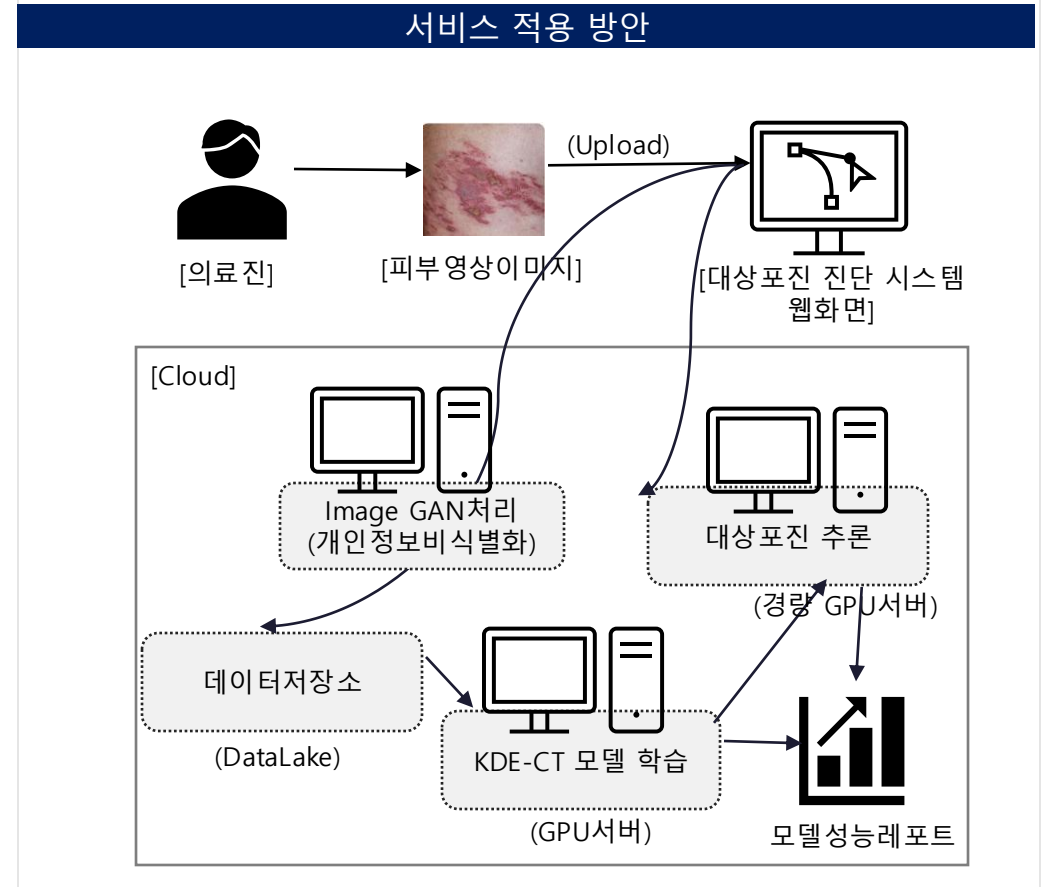
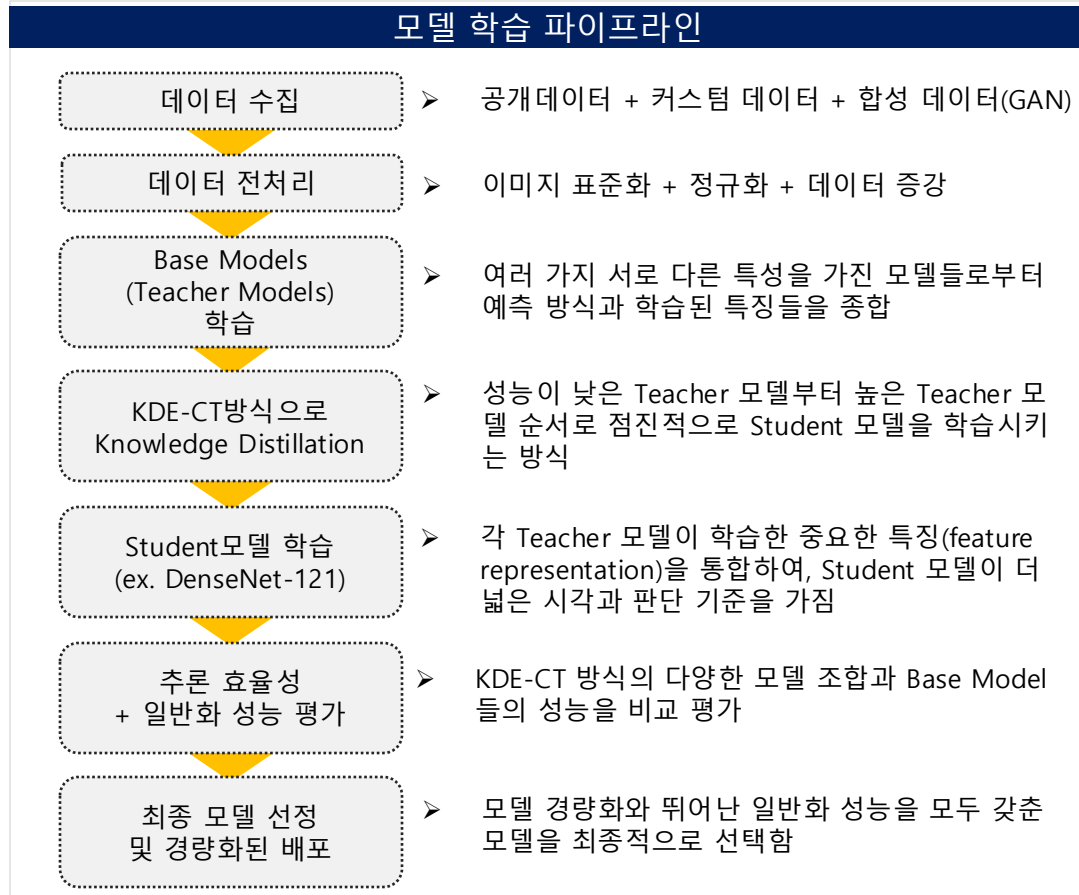
과소적합* : 모델이 학습 데이터의 패턴조차 제대로 학습하지 못해 성능이 낮은 상태

Grad-GAM* : CNN의 특정 클래스 예측에 기여한 이미지 영역을 기울기 기반으로 강조해 시각화하는 기법

Learning Curves* : 에폭(epoch) 또는 데이터 양에 따른 훈련·검증 성능 변화를 그래프로 나타내어 모델의 과대적합·과소적합 상태를 진단하는 도구

14. 모델 학습 파이프라인 및 서비스 적용 방안

1차 의료기관용 조기진단 시스템 구축을 위한 적용 전략



15. 추후 학습 / 응용 확장 계획

대상포진 병기별 자동 분류 모델	모바일 조기진단 시스템	AI 맞춤형 뷰티 케어 추천 플랫폼
<ul style="list-style-type: none"> ➤ 연구 목적 <ul style="list-style-type: none"> ○ 초기 단계부터 중증 단계까지 대상포진의 진행 정도를 자동 판단 ➤ 활용 방안 <ul style="list-style-type: none"> ○ 임상 치료 시기 결정 지원, 병기별 맞춤 진료 가능 ➤ 기술적 방안 <ul style="list-style-type: none"> ○ 병기별 라벨링된 데이터 수집 및 증강 ○ Grad-CAM 등 XAI 기법으로 신뢰성 확보 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ 연구 목적 <ul style="list-style-type: none"> ○ 현장 접근성이 높은 AI 진단 솔루션 제공 ➤ 활용 방안 <ul style="list-style-type: none"> ○ 환자 자가진단, 1차 병원 또는 원격의료 보조 도구로 활용 ➤ 기술적 방안 <ul style="list-style-type: none"> ○ 경량화 모델(MobileNet, EfficientNet 등) 적용 ○ 모바일 앱/웹 플랫폼과 연동 ○ on-device 추론* 또는 클라우드 연산* 선택 가능 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ 연구 목적 <ul style="list-style-type: none"> ○ 전문가가 없는 상황에서도 정확하고 신뢰할 수 있는 뷰티 컨설팅 경험 제공 ➤ 활용 방안 <ul style="list-style-type: none"> ○ 피부과 진료 전 AI 기반 사전 진단 & 시술 제안 ➤ 기술적 방안 <ul style="list-style-type: none"> ○ CNN 기반 피부 질환/피부 타입 분류 (여드름, 색소침착, 홍조 등) ○ Grad-CAM, ScoreCAM 등으로 투명성 확보



16개 질문에 의한
7가지 피부 유형

- ① 보습 부족 건조 피부
- ② 노화 건조 피부
- ③ 피지 트러블 피부
- ④ inner dry 피부
- ⑤ 기미 주의 피부
- ⑥ 마스크성 민감 피부
- ⑦ 건조성 민감 피부

AI가 측정하는
6개 항목

- ① 기미
- ② 주름
- ③ 살결
- ④ 윤기
- ⑤ 오일 성분
- ⑥ 눈 밑 처짐



on-device추론* : AI 모델이 클라우드가 아닌 사용자의 디바이스(예: 스마트폰)에서 직접 예측을 수행하는 방식
클라우드 연산* : 데이터 처리와 AI 추론을 인터넷 기반 서버에서 수행하여 디바이스의 부담을 줄이는 방식
Grad-CAM* : CNN의 특정 클래스 예측에 기여한 이미지 영역을 기울기 기반으로 강조해 시각화하는 기법
Score-CAM* : gradient 없이 출력 점수 기반으로 CNN이 주목한 영역을 시각화하는 CAM 기법으로, 안정성과 해석력이 향상된 방식

16. 연구 한계 및 개선 방향

연구 한계	개선 방향
<ul style="list-style-type: none"> ➤ 의료데이터 활용의 법적 제약 [10] <ul style="list-style-type: none"> ○ 의료법과 개인정보보호법이 의료 데이터 사용에 엄격한 규제를 두고 있어, 연구 목적이라도 자유로운 활용이 어려움 ○ 고해상도 피부 영상은 환자 식별에 활용될 수 있는 정보가 남아 있어 민감정보로 분류될 위험이 있음 ○ 익명화(비식별 처리) 이후에도 법적 해석이 명확하지 않아, 데이터 활용 가능 범위를 확실히 판별하기 어려움 ➤ 법령 간 충돌과 데이터 활용 불확실성 [10] <ul style="list-style-type: none"> ○ 2020년 데이터3법* 개정으로 가명정보* 활용이 법적으로 허용되었지만, 의료법은 여전히 환자 진료 데이터 활용을 엄격히 제한하고 있음 ○ 정부·업계 가이드라인은 권고사항에 불과해 법적 강제력이 없으므로, 실제 준수 범위가 명확하지 않음 ○ 연구 현장에서는 어느 법령을 우선 적용해야 할지, 어떤 내부 절차를 수립·준수해야 할지, 위반 시 처벌이나 소송 가능성은 어떻게 되는지 등에 대한 혼란과 부담이 지속되고 있음 ➤ 모델 일반화의 어려움 <ul style="list-style-type: none"> ○ 병원 간 장비, 조명, 인증, 피부톤 등 편차가 큼 ○ 도메인 편향(domain shift) 문제로 CNN 모델 일반화 성능 저하 ○ 공공 이미지 데이터셋 부족 → 학습 다양성 확보 어려움 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ 보건의료데이터 전용 법 제정 및 가이드라인 강화 <ul style="list-style-type: none"> ○ 「보건의료데이터법」 제정을 통해 <ul style="list-style-type: none"> → 의료영상 AI 연구의 법적 불확실성 제거, 활용 기준 명확화 ○ 표준 비식별 처리 프로토콜과 법적 보호 절차 마련 필요 <ul style="list-style-type: none"> → AI 학습용 의료 이미지 안전 활용 기반 구축 ➤ 데이터 거버넌스* 및 공공 인프라 구축 <ul style="list-style-type: none"> ○ 의료기관 간 안전한 데이터 연계를 위한 데이터 거버넌스 체계 수립 필요 ○ 중앙기관 주도의 대상포진 이미지 공공 데이터셋 구축 <ul style="list-style-type: none"> → 모델 일반화 성능 향상 및 공정성 확보 ➤ 연합학습* 및 프라이버시 보호 학습* 적용 <ul style="list-style-type: none"> ○ 연합학습(Federated Learning) <ul style="list-style-type: none"> → 데이터 이동 없이 각 병원 내에서 분산 학습, 개인정보 보호 강화 ○ 프라이버시 보호 기술(PETs) 도입 고려 <ul style="list-style-type: none"> → 예: Differential Privacy, Homomorphic Encryption 등 → 민감정보 유출 방지 + AI 학습 가능

의료영상 기반 대상포진 AI 진단 모델의 법적·기술적 한계를 극복하기 위해, 보건의료데이터법 제정, 공공 데이터 거버넌스 구축, 프라이버시 보호 기술 적용이 필수적

17. 참고문헌

No	참고 문헌	저자	내용
1	Herpes Zoster and Postherpetic Neuralgia	Robert H. Dworkin, ...	대상포진 및 PHN의 병태생리, 임상 경과, 치료, 예방 전략
2	Acyclovir Therapy of Herpes Zoster	Richard J. Whitley	대상포진 치료 전략과 약물 비교, 조기 개입의 효과
3	Self-Paced Balance Learning for Clinical Skin Disease Recognition	Jufeng Yang, Xiaoping Wu,...	클래스 불균형 문제를 해결하기 위한 알고리즘을 제안
4	The Precision-Recall Plot Is More Informative than the ROC Plot When Evaluating Binary Classifiers on Imbalanced Datasets	Takaya Saito와 Marc Rehmsmeier	불균형 데이터셋에서의 효율적인 성능지표 검증
5	Healthcare costs related to herpes zoster and postherpetic neuralgia in adults	Barbara P. Yawn, Lin Y., ...	대상 포진 조기 진단과 예방의 경제적 필요성을 강조
6	Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks	Andre Esteva, Brett Kuprel, ...	딥러닝(CNN)을 활용하여 인공지능 진단 체계 가능성 입증
7	Reliability of skin lesion diagnosis and management decisions by dermatology trainees: a teledermatology study	Edward Tan et al.	피부 병변의 영상 기반 진단에서 의료진 간 진단 일관성을 분석
8	Robust Skin Disease Classification by Distilling Deep Neural Network Ensemble for the Mobile Diagnosis of Herpes Zoster	백승혁, 이성주, 신성호, 유영욱, 육태경, 종새포미, 류승준, 이규빈	대상포진 모바일 진단을 위한 딥러닝 앙상블 지식을 활용한 피부 질환 분류 기법
9	Convolutional neural networks are superior to dermatologists in melanoma image classification	Tobias J. Brinker, Titus J. Hekler, Jochen S. Enk, et al.	딥러닝(CNN) 모델이 피부암(특히 흑색종) 이미지 분류에서 피부과 전문의보다 높은 정확도를 보이는지 검증
10	보건의료 데이터 활용 가이드라인의 내용과 한계에 관한 연구	이기호, 김계현	의료 데이터 활용의 법적 문제점을 분석하고, 이를 해결하기 위한 법제도 개선 방안을 제시함
11	Comparison of fine-tuning strategies for transfer learning in medical image classification	Ana Davila*, Jacinto Colanb, Yasuhisa Hasegawaa	사전 학습된 CNN 모델의 Fine-tuning 전략 비교를 통해, LP-FT 방식이 다양한 의료 영상 분류 과제에서 가장 효과적이었음을 입증한 연구.
12	Augmented intelligence dermatology: Deep neural networks empower medical professionals in diagnosing skin cancer and predicting treatment options for 134 skin disorders	Seong Soo Han, Dae Hyun Ban, Sunyoung Park, et al.	AI 기반 피부질환 진단 앱(DNN model)의 정확도 평가
13	An Integrated Deep Learning Model with EfficientNet and ResNet for Accurate Multi-Class Skin Disease Classification	Madallah Alruwaili, Mahmood Mohamed	EfficientNet과 ResNet 기반의 융합 딥러닝 모델을 활용해 피부 질환을 높은 정확도로 다중 클래스 분류하는 방법을 제안
14	Melanoma Skin Cancer Classification Using Neural Networks	Rukhsar Sabir, Tahir Mehmood	딥러닝 모델인 CNN, ResNet-18, EfficientNet-B0를 활용하여 피부 병변 이미지를 양성 및 악성으로 분류하는 연구

Thank you

"대상포진은 초기 증상이 애매하여 진단이 어렵고 조기 치료가 늦어지면 심각한 신경통과 높은 의료비 부담을 유발하므로 빠르고 정확한 진단이 매우 중요합니다. 본 연구는 육안 진단의 한계를 극복하고 피부 영상의 미세한 특징을 자동으로 학습하는 딥러닝 기반 CNN 모델을 개발하여 대상포진을 조기에 예측하고자 합니다. 이 모델은 환자의 고통을 줄이고 의료 시스템 부담을 덜어주며, 모바일 기반의 조기 진단 시스템으로 확장될 것으로 기대됩니다"