

Lecture 10 - Contents

An overview of the parts in the multimodal medical AI lecture.

Part 1

Vision-Language Models

Part 2

Additional Modalities

Part 3

Fusion Strategies

Hands-on

Multimodal Hands-on

This outline is for guidance. Navigate the slides with the left/right arrow keys.

Lecture 10:

Multimodal Medical AI: Integrating Text, Images, and Signals

Ho-min Park

homin.park@ghent.ac.kr

powersimmani@gmail.com

Multimodal Medical Learning Overview

멀티모달 학습은 텍스트, 영상, 신호 등 **다양한 데이터 유형을 통합**하여 더 정확하고 포괄적인 의료 AI 모델을 구축



Text

임상 노트, 진단 보고서, EHR 데이터



Images

X-ray, CT, MRI, 병리 슬라이드



Signals

ECG, EEG, 생체 신호, 파형



Genomics

DNA/RNA 시퀀스, 유전자 변이



Video

수술 영상, 내시경, 동작 분석



Audio

폐음, 심음, 청진 데이터

통합 진단

시너지 효과

단일 모달리티 대비 향상된 성능

임상 실용성

실제 의료 환경과 유사한 통합 접근

다양한 데이터 소스로부터 종합적인
진단

Part 1:

Medical Vision-Language Models

Medical Image Encoders

CNN (Convolutional Neural Networks)

전통적이지만 강력한 영상 특징 추출 방법

- 공간적 계층 구조 학습
- 로컬 패턴 인식에 강점
- ResNet, DenseNet, EfficientNet
- 의료 영상의 텍스처, 경계 검출

Vision Transformer (ViT)

패치 기반 어텐션으로 글로벌 관계 학습

- Self-attention 메커니즘
- 긴 범위 의존성 포착
- 대규모 데이터셋에서 우수
- 병변 간 관계, 전체 맥락 이해

의료 특화 인코더

의료 도메인에 사전 학습된 모델

- MedCLIP, BiomedCLIP
- 대규모 의료 영상-텍스트 쌍 학습
- 도메인 지식 내재화
- 적은 데이터로 높은 성능

Hybrid Architectures

CNN과 Transformer의 결합

- CNN: 로컬 특징 + ViT: 글로벌 관계
- CoAtNet, MaxViT
- 계산 효율성과 성능 균형
- 다양한 스케일의 병변 검출

의료 영상 전처리 파이프라인

정규화
(Normalization)

윈도잉
(Windowing)

리샘플링
(Resampling)

증강
(Augmentation)

특징 추출

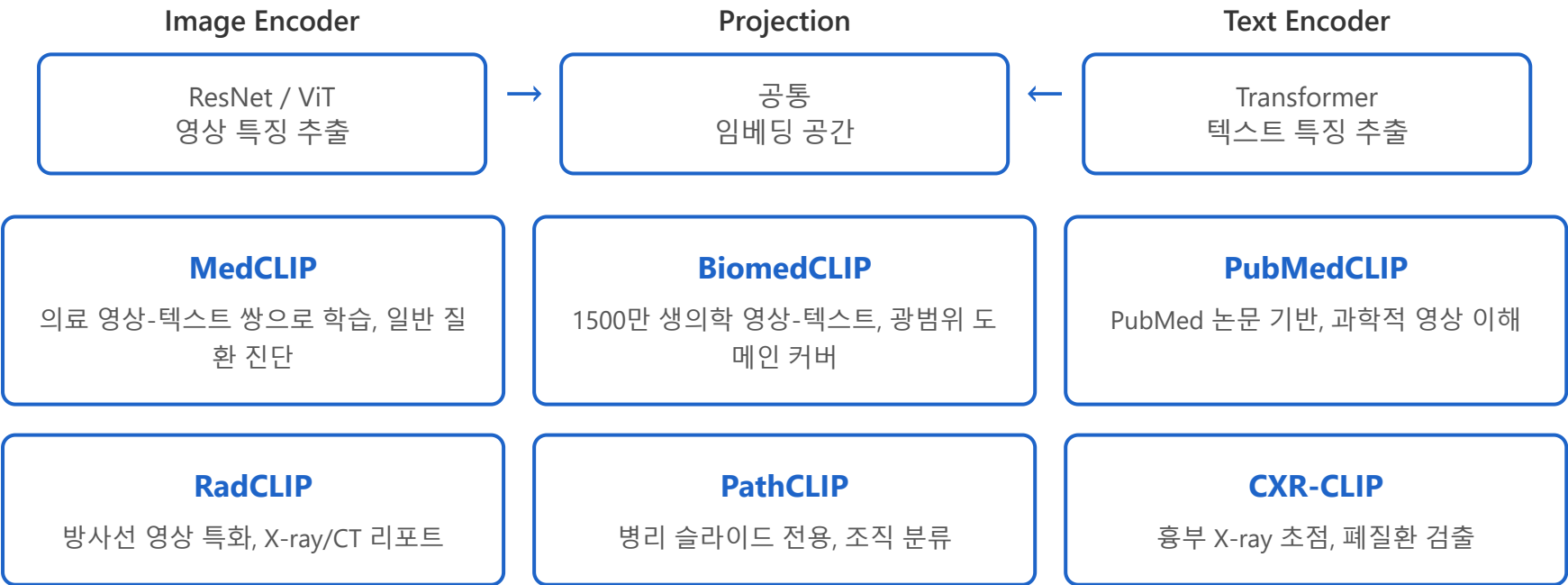
고차원 영상을 저차원 벡터 표현으로 변환하여 의미 있는
임상 특징 포착

다운스트림 태스크

추출된 특징을 분류, 검출, 세분화, 리포트 생성 등에 활용

CLIP Medical Variants: Contrastive Learning

CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training): 영상과 텍스트를 공통 임베딩 공간에 정렬하여 **제로샷 학습** 가능



대조 학습 (Contrastive Learning)

- 매칭 영상-텍스트 쌍: 높은 유사도
- 비매칭 쌍: 낮은 유사도

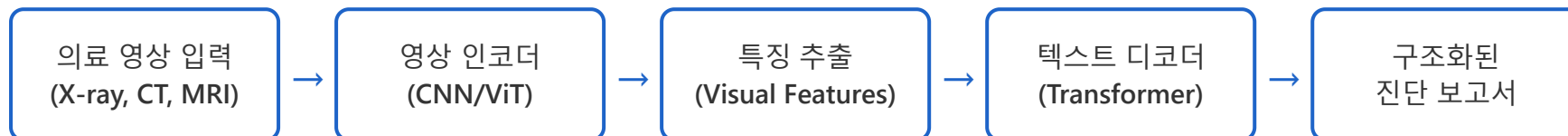
영상-텍스트 정렬 효과

- 제로샷 분류 가능
- 텍스트 쿼리로 영상 검색

- InfoNCE loss로 구분 학습

- 멀티모달 표현 학습

Radiology Report Generation: 자동 의료 리포트 작성



Chest X-ray

폐렴, 결핵, 흉수 등 흉부 질환 자동 기술

CT Scan

장기별 병변 위치, 크기, 특성 상세 설명

MRI

뇌, 척추, 관절 이상 소견 문장 생성

Mammography

유방 석회화, 종괴 판독 보고서

Ultrasound

초음파 소견 자동 문서화

Multi-View

여러 각도 영상 통합 분석

구조화된 보고서 섹션

Findings
(소견)

Impression
(판단)

Comparison
(비교)

Recommendation
(권고)

Pathology Slide Analysis: WSI 분석

WSI (Whole Slide Imaging): 기가픽셀급 병리 슬라이드를 **패치 단위로 분할**하여 조직 분류 및 병변 검출

1. 슬라이드 스캐닝

- 고해상도 디지털 스캔 (20x, 40x)
- 수십 GB 크기의 이미지
- Multi-resolution pyramid 구조

2. 패치 추출

- 256x256 또는 512x512 패치 분할
- 조직 영역 검출 (배경 제거)
- Stride 조절로 오버랩 설정

3. 패치별 분석

- CNN/ViT로 각 패치 특징 추출
- 정상/암/염증 등 조직 타입 분류
- Multiple Instance Learning (MIL)

4. 슬라이드 레벨 통합

- 패치 예측 집계 (평균, 최대, 어텐션)
- 전체 슬라이드 진단 (암 등급, 예후)
- 히트맵 시각화

암 검출 및 등급 분류

림프절 전이 판정

Ki-67 증식 지수 측정

Cross-Modal Alignment: 모달 간 정렬

공통 임베딩 공간에서 서로 다른 모달리티를 **의미적으로 가까운 위치**에 배치하여 상호 이해 및 검색 가능

Projection Layers

각 모달리티를 동일 차원의 공통 공간으로 투영하는 선형/비선형 변환

- 선형 레이어로 차원 매칭
- MLP로 비선형 변환
- L2 정규화로 단위 구 상에 배치

Contrastive Loss

매칭 쌍은 가깝게, 비매칭 쌍은 멀게 학습하여 정렬 품질 향상

- InfoNCE Loss 사용
- Temperature scaling 적용
- Hard negative mining

Triplet Loss

Anchor, Positive, Negative 샘플로 상대적 거리 학습

- 동일 환자 데이터: Positive
- 다른 환자 데이터: Negative
- 마진 기반 거리 최적화

Cross-Attention

Transformer 기반 어텐션으로 모달 간 상호작용 강화

- Query-Key-Value 메커니즘
- 모달 간 정보 교환
- 동적 가중치 학습

Zero-shot 분류

텍스트→영상 검색

영상→텍스트 검색

대조 학습 (Contrastive Learning)

양성 쌍(같은 환자의 다른 뷰, 동일 진단)과 음성 쌍을 구별 학습하여 의료 표현 품질 향상

양성 쌍 (Positive Pairs)

의미적으로 유사한 데이터 쌍

- 같은 환자의 다른 시점 영상
- 동일 질환의 다른 모달리티
- 영상-리포트 매칭 쌍
- 데이터 증강된 동일 샘플

음성 쌍 (Negative Pairs)

의미적으로 다른 데이터 쌍

- 다른 환자의 영상
- 다른 질환 카테고리
- 비매칭 영상-리포트
- 배치 내 다른 샘플들

InfoNCE Loss

대조 학습의 핵심 손실 함수

- 양성 쌍: 높은 유사도 (코사인)
- 음성 쌍: 낮은 유사도
- Temperature 파라미터 조정
- Large batch size 필요

의료 도메인 적용

의료 특화 대조 학습 전략

- 해부학적 일관성 활용
- 시간적 연속성 보존
- 임상 메타데이터 통합
- 레이블 없이 사전학습

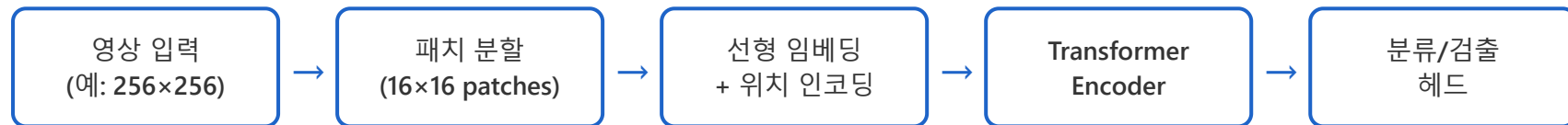
Self-supervised
사전학습

Few-shot
학습 가능

Transfer
Learning 향상

Vision Transformer (ViT) for Medical Imaging

패치 임베딩과 위치 인코딩으로 의료 영상을 처리, **Self-attention**으로 전역 관계 포착



Self-Attention 메커니즘

전체 영상의 장거리 의존성 학습

- 모든 패치 간 관계 계산
- Query, Key, Value 변환
- 병변 간 공간적 관계 포착
- Multi-head attention

의료 영상 적용

ViT의 의료 도메인 특화

- 고해상도 영상 처리
- 가변 크기 입력 지원
- 3D 볼륨 확장 (3D-ViT)
- Medical-specific 사전학습

장점

ViT의 강점

- 전역 컨텍스트 이해
- 확장 가능한 구조
- 대규모 사전학습 효과
- 다양한 다운스트림 태스크

의료 ViT 모델

대표적인 의료 특화 ViT

- MedViT: 의료 영상 사전학습
- TransUNet: 세분화 특화
- Swin Transformer: 계층적
- CoTr: CT/MRI 복원

Part 2:

Beyond Images - Signals and Sequences

ECG Waveform Processing: 심전도 분석

12-lead ECG 신호로 부정맥 검출, QRS 복합체, ST 분절 변화 분석

ECG 신호 특성

심전도 파형의 주요 구성 요소

- P wave: 심방 탈분극
- QRS complex: 심실 탈분극
- T wave: 심실 재분극
- 12-lead: 다각도 심장 활동

전처리 파이프라인

ECG 신호 정제 및 표준화

- 노이즈 제거 (필터링)
- 베이스라인 보정
- 정규화 (0-1 scaling)
- R-peak 검출

딥러닝 모델

ECG 분석을 위한 신경망

- 1D CNN: 시간축 컨볼루션
- LSTM/GRU: 시계열 패턴
- Residual Network: 깊은 구조
- Transformer: 장거리 의존성

멀티모달 통합

ECG와 다른 데이터 융합

- ECG + 흉부 X-ray
- ECG + 임상 노트
- ECG + 심초음파
- 시간적 정렬 필요

부정맥 분류
(AF, VT, VF)

심근경색 검출
(STEMI, NSTEMI)

급성 심장 이벤트
예측

Audio: Lung Sounds Analysis

청진음을 스펙트로그램으로 변환 후 CNN으로 폐렴, 천식, COPD 등 호흡기 질환 분류

폐음 유형

주요 청진음 패턴

- 정상 폐음: Vesicular sounds
- 천명음 (Wheezes): 기도 협착
- 수포음 (Crackles): 수분/염증
- 마찰음 (Rubs): 흉막 염증

오디오 전처리

음향 신호 변환 및 증강

- 스펙트로그램 생성 (STFT)
- Mel-frequency 변환
- 노이즈 제거 (심장음 등)
- 시간 분할 (윈도우)

딥러닝 아키텍처

음향 분류 모델

- 2D CNN: 스펙트로그램 처리
- ResNet: 깊은 특징 추출
- RNN: 시간적 패턴
- Audio Transformer: 어텐션

멀티모달 융합

청진음과 다른 데이터 통합

- 폐음 + 흉부 X-ray
- 폐음 + 폐기능 검사
- 폐음 + 임상 증상
- 공간-음향 정렬

폐렴 조기 발견

COPD 모니터링

천식 악화 예측

Genomic Sequence Integration

DNA/RNA 시퀀스를 Transformer 또는 CNN으로 처리, 변이 검출 및 표현형 예측과 통합

게놈 데이터 유형

의료 AI에 활용되는 유전 정보

- DNA 시퀀스 (A, T, G, C)
- RNA 발현 프로파일
- 변이 (SNP, CNV, Indel)
- 후성유전학 (메틸화)

시퀀스 인코딩

염기서열을 수치 표현으로 변환

- One-hot encoding
- K-mer embedding
- Positional encoding
- DNA-BERT, DNA2Vec

딥러닝 모델

게놈 분석을 위한 신경망

- 1D CNN: 모티프 검출
- Transformer: 장거리 패턴
- Graph NN: 유전자 네트워크
- VAE: 잠재 표현 학습

멀티오믹스 통합

게놈 데이터와 다른 모달리티

- 게놈 + 영상 (Radiophenomics)
- 게놈 + 병리 (Pathogenomics)
- 게놈 + 임상 기록
- Multi-view learning

암 유전자 변이
검출

개인 맞춤 치료
예측

약물 반응성
평가

Time Series: Vital Signs Monitoring

ICU 생체 신호(HR, BP, SpO2)를 RNN/LSTM/Transformer로 시계열 모델링하여 악화 예측

주요 생체 신호

모니터링되는 바이탈 사인

- 심박수 (HR): 분당 박동수
- 혈압 (BP): 수축기/이완기
- 산소포화도 (SpO2): 혈중 산소
- 호흡수 (RR): 분당 호흡

시계열 특성

생체 신호의 시간적 패턴

- 불규칙 샘플링 간격
- 결측값 (센서 오류)
- 트렌드와 주기성
- 급격한 변화 (이벤트)

딥러닝 모델

시계열 예측 아키텍처

- LSTM: 장기 의존성
- GRU: 경량 순환 네트워크
- Temporal CNN: 확장 컨볼루션
- Transformer: 어텐션 기반

멀티모달 통합

생체 신호와 다른 데이터

- 바이탈 + 실험실 검사
- 바이탈 + 약물 투여 기록
- 바이탈 + 임상 노트
- 시간 정렬 필수

패혈증 조기 경보

심정지 위험 예측

ICU 재원기간 추정

3D Medical Imaging

3D CNN으로 CT/MRI 볼륨 데이터 처리, 공간적 맥락 활용하여 병변 검출 및 세분화

3D 영상 모달리티

볼륨 데이터 소스

- CT: 연속 슬라이스 (axial)
- MRI: 다중 시퀀스 (T1, T2, FLAIR)
- PET/SPECT: 기능 영상
- 초음파: 3D 재구성

3D CNN 아키텍처

볼륨 처리를 위한 네트워크

- 3D 컨볼루션 커널 ($3 \times 3 \times 3$)
- 3D U-Net: 세분화
- V-Net: 의료 특화
- nnU-Net: 자동 구성

공간적 특징

3D의 장점

- Z축 맥락 정보 활용
- 볼륨 측정 정확도
- 3D 구조 보존
- 인접 슬라이스 연관성

멀티모달 3D 통합

다중 볼륨 데이터 융합

- CT + PET: 해부학+기능
- MRI multi-sequence 융합
- 3D 영상 + 임상 데이터
- 공간적 정합 (Registration)

폐 결절 검출

뇌종양 세분화

장기 용적 측정

Video: Surgical Analysis

수술 비디오를 프레임 단위 분석, 단계 인식, 도구 추적, 합병증 예측에 활용

수술 비디오 특성

비디오 데이터의 고유 속성

- 고해상도 (HD, 4K)
- 긴 지속 시간 (1-6시간)
- 복잡한 장면 변화
- 다양한 수술 도구

비디오 처리 기법

시공간 정보 추출

- 프레임 샘플링 (FPS 조정)
- 2D CNN + RNN/LSTM
- 3D CNN: 시공간 컨볼루션
- Optical flow: 움직임

수술 단계 인식

수술 워크플로우 분석

- Phase recognition (7-10 단계)
- Action segmentation
- Temporal CNN (TCN)
- 실시간 피드백

멀티모달 통합

비디오와 다른 데이터

- 비디오 + 키네틱 데이터
- 비디오 + 수술 기록
- 비디오 + 환자 정보
- 시간 동기화 중요

도구 추적 및
사용 분석

수술 기술
객관 평가

합병증 위험
조기 감지

Part 3:

Multimodal Fusion Techniques

Early vs Late Fusion: 융합 시점 전략

Early Fusion: 특징 추출 전 결합 / Late Fusion: 각 모달 독립 처리 후 통합

Early Fusion

입력 레벨 결합

- 원시 데이터 또는 초기 특징 결합
- 단일 모델로 공동 학습
- 모달 간 저수준 상호작용
- 계산 효율적

장점: 강한 통합, 빠른 추론

단점: 차원의 저주, 모달 불균형

Intermediate Fusion

중간 레벨 결합

- 각 모달 부분 처리 후 결합
- 중간 표현 수준 통합
- 계층적 특징 결합
- 유연한 아키텍처

장점: 균형잡힌 접근

단점: 설계 복잡도

Late Fusion

결정 레벨 결합

- 각 모달 독립 완전 처리
- 고수준 예측 결합
- 앙상블 방식
- 모달별 전문화

장점: 모달 독립성, 확장성

단점: 약한 통합

의료 적용 예시

Early: CT + PET 픽셀 레벨 융합

Intermediate: X-ray + 텍스트 특징 결합

Late: 영상/유전자/임상 예측 통합

선택 기준

Early: 모달 크기/형식 유사, 밀접 관련

Late: 이질적 모달, 누락 가능성

Hybrid: 복잡한 멀티모달 시스템

Attention-Based Fusion

Cross-attention과 Self-attention으로 모달 간 중요도를 동적으로 조절하여 융합

Self-Attention

단일 모달 내부 관계

- Query, Key, Value 변환
- 모든 위치 간 유사도 계산
- 가중합으로 표현 업데이트
- 장거리 의존성 포착

Cross-Attention

모달 간 상호작용

- 한 모달의 Query
- 다른 모달의 Key, Value
- 모달 간 정보 교환
- 선택적 정보 추출

Multi-Head Attention

다양한 관점에서 융합

- 여러 어텐션 헤드 병렬
- 각 헤드는 다른 특징
- 결과 연결(Concatenate)
- 표현력 향상

의료 적용

Attention 기반 의료 융합

- 영상→텍스트 어텐션
- 다중 시점 영상 융합
- 시계열 + 정적 데이터
- 해석 가능한 가중치

영상-리포트
정렬

다중 시퀀스
MRI 융합

임상 데이터
통합

Graph Neural Networks (GNN) for Multimodal Fusion

의료 지식 그래프와 GNN으로 모달 간 관계를 모델링하여 융합 품질 향상

의료 지식 그래프

구조화된 의료 지식 표현

- 노드: 질환, 증상, 검사, 치료
- 엣지: 관계 (유발, 진단, 치료)
- 속성: 확률, 빈도, 심각도
- 온톨로지 통합 (SNOMED, ICD)

GNN 아키텍처

그래프 기반 학습

- Graph Convolution (GCN)
- Graph Attention (GAT)
- Message Passing
- Graph Pooling

멀티모달 그래프 구성

이종 데이터를 그래프로 통합

- 각 모달리티 = 노드 유형
- 모달 간 관계 = 엣지
- 환자별 서브그래프
- 동적 그래프 업데이트

의료 적용

GNN 기반 융합 사례

- 질환 예측: 증상 그래프
- 약물 상호작용 모델링
- 환자 유사도 그래프
- 지식 기반 추론

다중 질환
동반이환 예측

개인화
치료 추천

임상 경로
최적화

Hierarchical Integration: 계층적 통합

다단계 융합으로 저수준 특징부터 고수준 의미까지 계층적으로 통합

Level 1 저수준 특징 융합 (Low-level)
원시 데이터 또는 초기 특징: 텍스처, 엣지, 픽셀 강도, 주파수 성분

Level 2 중간 수준 특징 융합 (Mid-level)
부분적 의미 표현: 해부학적 구조, 객체 부분, 패턴 조합

Level 3 고수준 의미 융합 (High-level)
추상적 개념: 질환 카테고리, 진단 라벨, 임상적 해석

Level 4 의사결정 레벨 (Decision-level)
최종 예측: 진단, 치료 계획, 예후, 위험도 점수

다중 스케일
정보 활용

점진적
추상화

해석 가능성
향상

Missing Modality Handling: 누락 모달리티 처리

일부 모달리티 부재 시 대체 전략 (zero-padding, imputation, robust fusion) 적용

Zero-padding / Masking

간단한 기본 전략

- 누락 모달: 0으로 채우기
- 마스크 토큰 사용
- 구현 간단, 빠른 추론
- 성능 저하 가능

Imputation (대치)

누락 데이터 예측하여 채우기

- 평균/중앙값 대치
- K-NN 기반 대치
- 생성 모델 (VAE, GAN)
- Cross-modal 예측

Robust Fusion

누락에 강건한 융합 설계

- Dropout 기반 학습
- Late fusion 활용
- Ensemble 방식
- Gating mechanism

Knowledge Distillation

완전 모델에서 지식 전이

- Teacher: 모든 모달 사용
- Student: 부분 모달 처리
- Soft label 학습
- 누락 시나리오 대비

훈련 시
무작위 드롭

모달별
신뢰도 가중치

동적
아키텍처 조정

Clinical Decision Support: 임상 의사결정 지원

멀티모달 CDSS로 통합 진단, 치료 추천, 예후 예측 제공

진단 지원

다중 데이터 기반 진단

- 영상 + 실험실 검사
- 증상 + 과거력
- 바이탈 + 신체검사
- 확률적 진단 제시

치료 추천

개인화 치료 계획

- 약물 선택 및 용량
- 수술 vs 보존적 치료
- 부작용 위험 평가
- 가이드라인 준수

예후 예측

장기 결과 추정

- 생존률 예측
- 합병증 위험도
- 재발 가능성
- 기능 회복 예상

실시간 모니터링

지속적 환자 관찰

- 악화 조기 경보
- 자동 알림 시스템
- 트렌드 분석
- 중재 시점 제안

응급실
트리아지

ICU
관리

만성질환
관리

Performance Benchmarks: 성능 평가

멀티모달 모델을 단일 모달 대비 벤치마크, 평가 메트릭(accuracy, AUC, F1) 비교

Accuracy

전체 정확도
올바른 예측 비율

AUC-ROC

분류 성능
민감도-특이도 균형

F1-Score

정밀도-재현율
조화 평균

Sensitivity

민감도
True Positive Rate

Specificity

특이도
True Negative Rate

Dice/IoU

세분화 정확도
영역 겹침 측정

폐렴 진단 성능 비교 예시

Model	Accuracy	AUC	F1
X-ray Only	84.2%	0.87	0.82
Clinical Only	79.5%	0.83	0.78
X-ray + Clinical (Multimodal)	91.3%	0.94	0.90

Interpretability Challenges in Multimodal AI

멀티모달 모델의 복잡성으로 인한 해석 어려움, 어텐션 시각화 및 SHAP 활용

해석 가능성 필요성

의료 AI의 신뢰성 확보

- 임상 의사결정 지원
- 규제 요구사항 (FDA, CE)
- 환자 설명 책임
- 모델 디버깅 및 개선

멀티모달 해석 어려움

복잡성의 원인

- 다층 융합 구조
- 모달 간 상호작용
- 비선형 변환
- 고차원 표현 공간

Attention 시각화

어텐션 가중치 분석

- Cross-attention 맵
- 모달별 기여도
- 히트맵 오버레이
- 시간적 어텐션 패턴

XAI 기법

설명 가능 AI 방법론

- SHAP: Shapley values
- LIME: 로컬 근사
- Grad-CAM: 그래디언트 기반
- Integrated Gradients

모달 중요도
점수

특징 기여도
분석

대조 사례
제시

Case Study: Emergency Room Multimodal Triage

응급실에서 텍스트(주소), 영상(X-ray), 생체신호(ECG, BP)를 통합하여 트리아지 우선순위 결정

환자 도착
& 초기 평가



다중 모달
데이터 수집



멀티모달
AI 분석



위험도 점수
산출



트리아지
우선순위

📄 텍스트

주 호소: "가슴 통증"
증상 기간: 2시간
과거력: 고혈압

📺 영상

흉부 X-ray
심비대 소견
폐부종 의심

📊 생체신호

HR: 110 bpm
BP: 160/95
ECG: ST 상승

통합 분석 결과

예측 진단: 급성 심근경색 가능성 높음 (87% 신뢰도)

위험도 점수: 9/10 (긴급)

권장 조치: 즉시 심장내과 협진, 응급 심도자술 준비

처리 시간: 3초 (실시간 지원)

Hands-on: Multimodal Model 구현 실습

PyTorch로 영상+텍스트 융합 모델 구현, 데이터 로더, 학습 루프 작성

Step 1

데이터 준비

영상과 텍스트 쌍 데이터셋 로드

```
dataset = MultimodalDataset(  
    image_dir="./xrays",  
    text_file="reports.csv"  
)
```

Step 2

인코더 정의

영상/텍스트 각각 인코더 구축

```
img_encoder = ResNet50()  
text_encoder = BERT()
```

Step 3

융합 레이어

특징 결합 및 프로젝션

```
fusion = nn.Linear(  
    img_dim + text_dim,  
    hidden_dim  
)
```

Step 4

학습 루프

손실 함수 및 최적화

```
loss = contrastive_loss(  
    img_emb, text_emb  
)  
optimizer.step()
```

GitHub:
Multimodal-Medical

Colab Notebook:
실습 예제

Dataset:
MIMIC-CXR

Future Directions: 멀티모달 의료 AI의 미래

신규 모달리티 통합, 대규모 사전학습, 실시간 임상 적용, 설명가능성 향상

Foundation Models

대규모 멀티모달 사전학습

- 의료 전용 GPT-4 수준 모델
- 다양한 모달리티 동시 학습
- Few-shot 적응 능력
- 범용 의료 AI 플랫폼

신규 모달리티

확장되는 데이터 유형

- 웨어러블 센서 통합
- 마이크로바이옴 데이터
- 소셜미디어 건강 정보
- 환경 요인 데이터

실시간 시스템

즉각적인 임상 지원

- Edge AI 배포
- 지연 시간 최소화
- 연속 학습 (Continual)
- 모바일 헬스케어

윤리와 규제

책임 있는 AI 개발

- 편향 완화 기술
- 프라이버시 보호 학습
- 국제 표준화
- 임상 검증 프로토콜

개인 맞춤
정밀 의료

예방적
건강 관리

의료 접근성
향상

Thank You!

Multimodal Medical AI: 다양한 데이터 통합으로
더 정확하고 포괄적인 의료 인공지능 구현

Ho-min Park

homin.park@ghent.ac.kr

powersimmani@gmail.com