5-2. AI모델 활용 Ambient AI

목차

1. AI 모델 활용 “가속기 구동을 위한 100% 정수연산 양자화”

학습목표

- AI 가속기 구동의 특징 및 제한조건을 이해한다.
- 신경망의 모든 값들을 양자화하는 것과 모든 연산과정을 양자화하는 것의 차이를 이해한다.
- 연산과정의 양자화를 위해 사용되는 핵심방법들을 이해한다.

학습시작(오버뷰)

- AI 모델의 연산을 모두 양자화하면 모델 크기가 줄어드는 것 외에 어떤 장점이 있을까?
- AI 모델의 값들이 모두 양자화 되었음에도 불구하고, 연산 과정을 양자화할 때 추가로 필요한 작업은 무엇일까?
- 연산과정의 양자화를 위한 대표적 기법(실수 파트만 모으기, 비트쉬프팅)은 어떻게 작동할까?

1. 100% 정수연산 양자화의 필요성

1-1 AI 가속기의 구동 특성

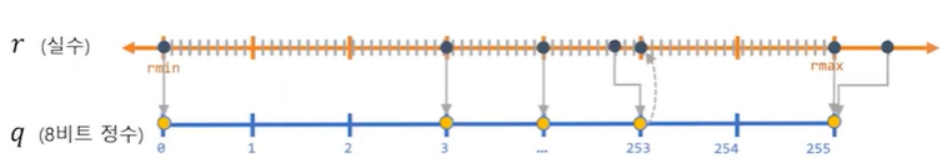
AI 가속기는 정수 연산만 지원하거나, 정수 연산에서 훨씬 효율적으로 동작함

- Google Coral Edge TPU
  - 완전 8비트 정수 모델만 실행. 미지원 연산은 CPU로 보냄
- ARM Ethos-U NPU 시리즈(U55/U65/U85)
  - 8비트, 16비트 정수 모델 실행. 미지원 연산은 CPU로 보냄

1-2 일반 양자화와 100% 정수연산 양자화의 차이

일반적 양자화 : r 이라는 실수 값을 q 라는 정수로 표현하고 싶다!

- 무한한 실수를 모두 나타내는 것은 불가능하니 유한한 관심 범위를 지정 : [rmin, rmax]



- 8비트 정수 [0,255]로 [rmin, rmax] 범위의 실수를 표현하려면 2가지 파라미터가 필요
  - 스케일링 파라미터 S (실수)
  - 오프셋 파라미터 Z (정수)

$$r = S(q - Z) \qquad S = \frac{r_{max} - r_{min}}{2^8 - 1},\ Z = \left\lfloor -\frac{r_{min}}{S} \right\rceil_8$$

- 문제는 스케일링 파라미터가 실수라는 것!
  - 양자화 후, 정수 q만 사용해서 연산할 것 같지만, 실제로는 실수 값 r에 매핑하기 위해 숨어있는 스케일링 파라미터 S가 개입하여 실수 연산이 필요함 (AI 가속기 구동 불가)

2. 정수연산 양자화

2-1. 행렬 곱 연산 양자화

실수 행렬 곱 $r_3 = r_1 r_2 \quad (r_\alpha \in \mathbb{R}^{N \times N})$ 의 양자화 : $r_3^{(i,k)}$ 를 표현하기 위한 $q_3^{(i,k)}$를 어떻게 구할까?

- 이미 r_1 는 (S_1, Z_1)로 양자화, r_2 는 (S_2, Z_2)로 양자화, r_3 는 (S_3, Z_3)로 양자화 되어 있음
- $q_3^{(i,k)}$를 표현하기 위한 식 전개

1. $S_3(q_3^{(i,k)} - Z_3) = \sum_{j=1}^{N} S_1(q_1^{(i,j)} - Z_1) S_2(q_2^{(j,k)} - Z_2)$
2. $q_3^{(i,k)} = Z_3 + M \sum_{j=1}^{N} (q_1^{(i,j)} - Z_1)(q_2^{(j,k)} - Z_2)$
   - $M = \frac{S_1 S_2}{S_3}$

- 스케일링 파라미터(실수)를 뭉쳐서 M으로 나타냈으므로, M을 별도로 미리 양자화시키면 실수 연산 전멸!
  - 문제점 : M이 실제로는 (0,1) 사이의 값이므로, 정수로 나타내기 어려움
  - 해결책(비트쉬프팅) : 임시로 스케일업 → 양자화 및 연산 → 스케일 다운

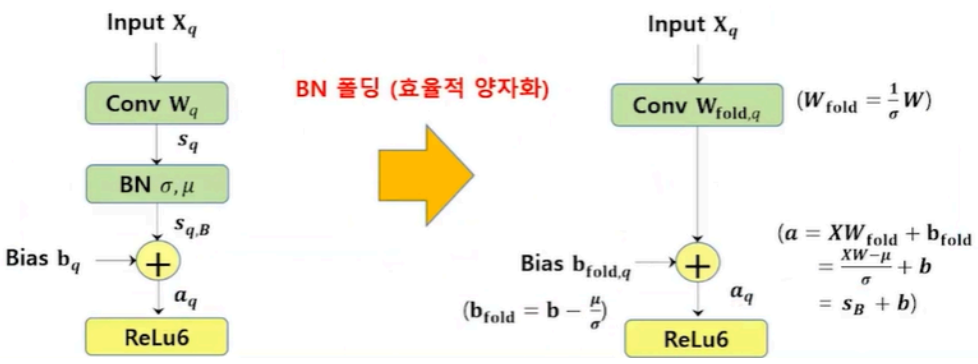
$$q_3^{(i,k)} = Z_3 + 2^{(-n)} \left[(2^n M) \sum_{j=1}^{N} (q_1^{(i,j)} - Z_1)(q_2^{(j,k)} - Z_2) \right]$$

- $2^{(-n)}$: bit shift
- $(2^n M)$: int

2-2. 배치 정규화 계층 폴딩

배치 정규화(Batch Normalization: BN)에도 실수 연산이 필요함

- BN 계층을 별도로 양자화하면 비효율적
- BN 연산도 사칙 연산에 불과함 (평균 빼고, 표준편차로 나누고)
- BN 폴딩 : BN 연산을 바로 앞의 계층 연산에 통합해서 함께 양자화



2-3. 비전 트랜스포머 연산 양자화

행렬 곱과 배치 정규화 폴딩 외에 추가적 연산 정수화가 필요함

- SoftMax
  - Exponential 연산을 양자화해야함
  - $\log_e 2$를 정수로 근사, 베이스 변환 (e에서 2로)
  - 정수 파트와 소수 파트를 분리 한 뒤, 소수 파트만 정수로 근사

$$\text{Softmax}(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_j^d e^{x_j}} = \frac{e^{S_{x_i} \cdot I_{x_i}}}{\sum_j^d e^{S_{x_j} \cdot I_{x_j}}}$$

- GELU
  - 상수 1.702와 sigmoid 함수를 사용하여 근사 가능
  - 1.702를 비트 쉬프팅을 통해 근사하고, sigmoid 함수는 SoftMax 양자화 방식을 그대로 차용

$$\text{GELU}(x) = x \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{x} e^{-t^2/2} dt$$
$$\approx x \cdot \sigma(1.702x)$$
$$= S_x \cdot I_x \cdot \sigma(S_x \cdot 1.702 I_x)$$

- LayerNorm
  - 표준편차 : 분산의 루트 연산
  - 루트 연산을 정수화하기 위해 비트 쉬프팅과 반복적 탐색을 통한 근사값 도출

$$\text{LayerNorm}(x) = \frac{x - \text{Mean}(x)}{\sqrt{\text{Var}(x)}} \cdot \gamma + \beta$$

2. AI 모델 활용 “테스트 타임 도메인 적응”

학습 목표

- 분포 이동 문제를 이해하고 모델 성능 하락과 연계한다.
- 테스트 타임 도메인 적응의 기본 개념을 이해한다
- 테스트 타임 도메인 적응의 대표적 기법들의 동작 원리를 이해한다

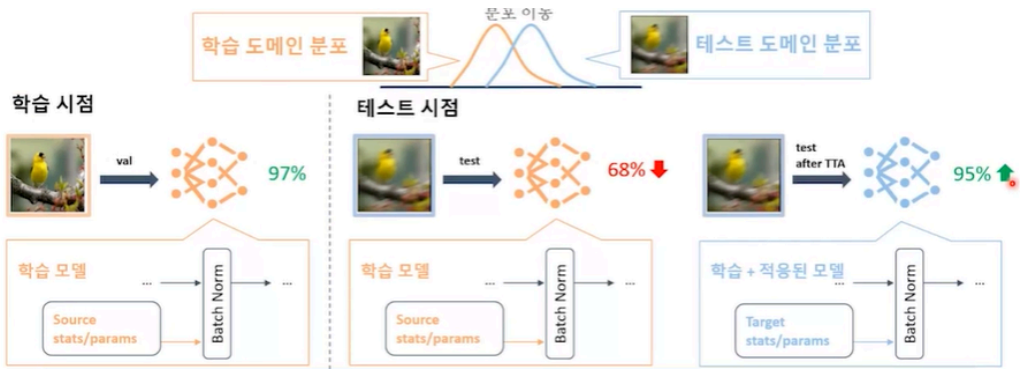
학습 시작

- 테스트 데이터 분포에 적응하는 것은 어떤 어려움이 있을까?
- 테스트 데이터 레이블이 없는 상황에서 어떤 로스를 통해 도메인 적응을 할 수 있을까?
- 로스 없이도 테스트 데이터 분포에 적응할 수 있을까?

1. 분포 이동과 테스트 타임 도메인 적응(TTA)

분포 이동 (Distribution Shift)

- AI가 실제 쓰이는 순간, 학습 데이터에서 경험하지 못했던 낯선 데이터에 맞닥뜨리는 현상
    - AI 성능 하락의 주요 원인

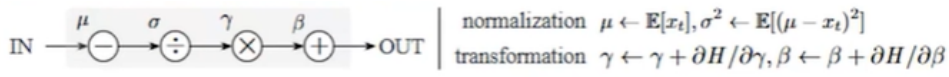


2. TTA 기법

2-1. CNN 기반 TTA 기법

TENT : 배치 정규화 계층을 테스트 데이터에 최적화

- 평균 분산 업데이트
    - 테스트 데이터 추론을 진행하면서 배치 정규화 계층의 평균과 분산을 테스트 데이터 기반으로 업데이트
- 어파인 파라미터 업데이트
    - 테스트 데이터 추론 결과 얻은 엔트로피를 로스로 세팅
    - 역전파를 통해 배치 정규화 계층의 어파인 파라미터 2개를 업데이트



SAR : 최적화를 더욱 안정적으로!

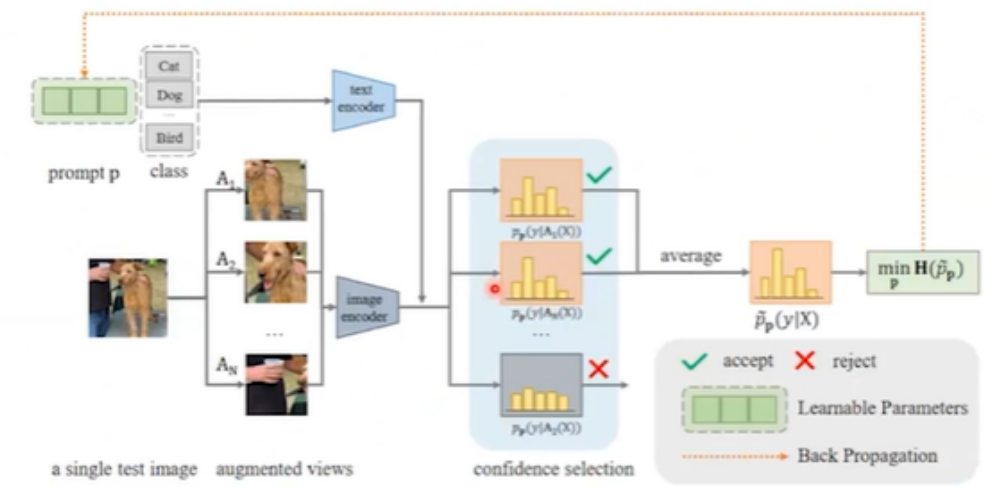
- 관찰 : 특정 테스트 데이터들이 noisy하고 gradient가 매우 커서 모델을 망가뜨림
- 테스트 샘플 선택 : 엔트로피 로스가 임계 값 이하인 테스트 샘플만 업데이트에 반영
- 안정적 엔트로피 최소화 : 엔트로피 로스 평면이 평평하도록 모델 파라미터 업데이트

2-2.비전언어모델 기반 TTA 기법

TPT (Test-Time Prompt Tuning) : 일관성 있는 예측을 돕자!

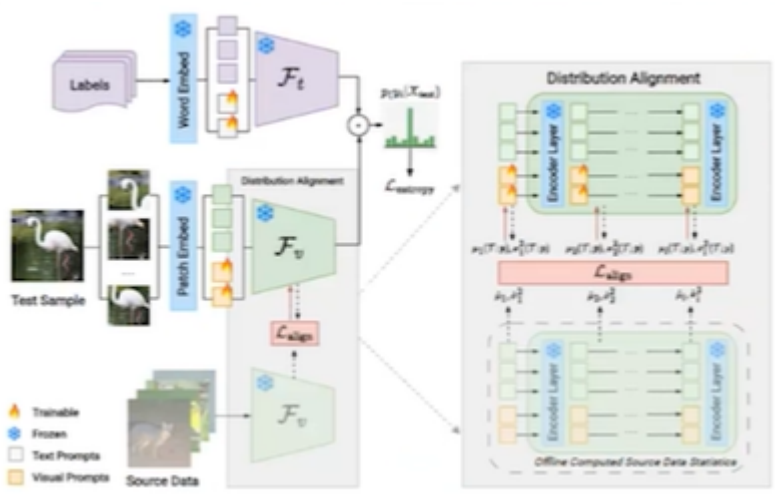
- 테스트 이미지 한 개를 여러 개로 증강해서 추론 과정을 통과

- 엔트로피가 가장 낮은 증강 이미지를 6개 선택
- 6개의 평균 엔트로피를 로스로 세팅하고 이를 최소화하도록 텍스트 프롬프트 업데이트



PromptAlign : 학습 데이터와 테스트 데이터를 직접 정렬 시키자!

- 사전 준비 : 학습 데이터를 이미지 인코더로 통과시켜 계층별 통계량을 구해 놓음 (평균, 분산)
- 테스트 증강 데이터를 이미지 인코더를 통과시켜 계층별로 통계량을 구함 (평균, 분산) → 학습-테스트 간 정렬 로스
- TPT와 마찬가지로 엔트로피 로스도 구함
- 2가지 로스를 더해서 최종 로스를 구하고, 텍스트와 이미지 프롬프트를 모두 업데이트



3. AI 모델 활용 “적응적 센싱”

학습 목표

- 초거대 AI 패러다임의 한계점과 인간인지체계와의 괴리를 이해한다.
- 적응적 센싱을 통한 분포 이동 억제의 개념을 이해한다
- 적응적 센싱의 성능 효과와 특징을 이해한다

학습 시작

- 초거대 AI의 근본 원리와 한계점은 무엇일까?
- 현재 AI 학습 방식과 인간인지체계의 차이점은 무엇일까?
- 적응적 센싱과 분포 이동 억제의 개념을 무엇일까?

1. 초거대 AI의 근본 원리와 한계

1-1. 스케일링의 법칙과 초거대 AI

스케일링의 법칙 : AI 모델의 성능이 모델 크기, 학습 데이터 양, 그리고 컴퓨팅 자원이 증가함에 따라 향상되는 현상

- AI 성능 하락의 근본적 문제 : 분포 이동 (Distribution Shift)
  - AI가 학습할 때 경험한 세상과, 실제로 쓰이는 순간의 세상이 달라지는 현상. 이 때, AI는 낯선 문제에 맞닥뜨리고 성능이 떨어짐
  - 비유 : 밤새 기출문제를 외웠는 데, 정작 시험이 범위 밖에서 나온다면?

- 초거대 AI : 분포 이동의 리스크를 줄이기 위해 규모로 보험을 들었음
  - 웹에서 방대한 데이터를 모르고,
  - 이 데이터를 추가 변형까지 시켜서 드문 경우도 흉내낼 수 있게 증강하고,
  - 그 지식을 담을 초거대 모델을 설계해서,
  - 고성능 대규모 컴퓨팅으로 오래 학습

- 스케일링의 법칙 덕분에 “데이터 더! 모델 더 크게!” 방식은 예측가능한 투자전략이 됨

1-2. 스케일링 전략의 한계

질문 : 이 세상에서 일어날 수 있는 모든 경우의 수를 학습 데이터로 미리 준비하는 것이 가능할까?

- AI의 진화 : 거대 언어모델, 비전언어모델에서 피지컬 AI로
  - 키보드로 입력 받고 모니터로 보여주는 챗봇 수준을 넘어섬
  - 실제 물리 환경에서 (1) 다양한 센서를 통해 세상을 인지하고, (2) 계획하고, (3) 행동해서 세상에 영향을 주기도 하는 현장을 사는 AI
- 피지컬 AI에서 분포 이동 문제의 심화 (폭발하는 경우의 수)
  - 환경 변수 : 조도, 날씨, 재질 등
  - 로봇의 행동 변수 : 시점, 거리, 모션 블러등
- 보완책의 필요성
  - 초거대, 초초거대, 초초초거대 AI?
  - 심지어 기술적으로 가능하다고 하더라도, 자본, 개인정보보호, 환경등 현실의 다양한 부가적 문제 발생

2. 적응적 센싱을 통한 분포 이동 억제

2-1. 발상의 전환 : 인간의 인지체계

AI 거대화 전략과 인간 인지체계의 괴리

- 초거대 AI의 발상 : “모든 것은 공부/노력의 문제야!”
  - 예시 1) 수능 시험 날 안경을 두고 와서 문제가 안보여서 시험을 망침 → 흐릿한 글씨로 된 문제 5000개를 푸는 것이 정답일까?
  - 예시 2) 어젯밤에 헤드라이트를 끄고 운전하다 사고가 났다 → 어두운 사진 100만장으로 물체 식별하는 연습을 하는 것이 정답일까?

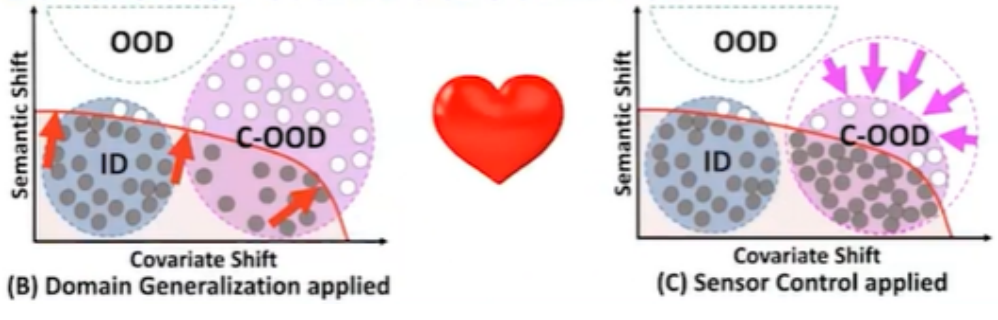
- 문제 제기 : 이 문제 해결 방식이 상식적인가? 우리 인간도 이렇게 세상을 인지하고 있는가?
  - 흐리게 보이면, 안경을 맞춤
  - 눈이 부시면, 선글라스를 맞춤

2-2. 적응적 센싱 : AI를 위한 안경

적응적 센싱의 개념

- 사람의 인지체계와 AI의 호환성
  - 사람의 인지 체계는 감각기관과 뇌의 복잡한 상호작용으로 이뤄짐
  - 피지컬 AI에서 뇌는 모델, 센서는 감각기관 : 모델에 제공되는 데이터는 모두 센서가 물리 환경을 해석한 결과물

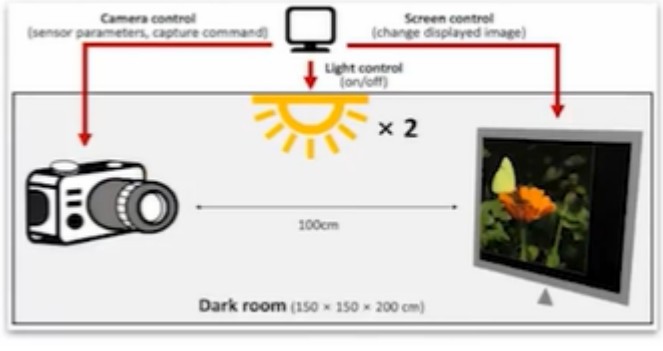
    - 뇌만 거대화하지 말고, 감각기관도 고도화 시키자! = 주어진 환경에서 센서 제어를 통해 AI 모델이 좋아하는 데이터를 제공하자!
- 적응적 센싱을 통한 분포 이동 억제 (vs. 모델 일반화)
    - 빨간 영역 : 모델이 학습해서 맞출 수 있는 영역
    - 모델 일반화 : 모델 지식 영역을 확장함
    - 분포 이동 억제 : 센서 제어를 통해 다양한 데이터를 모델이 아는 영역 안으로 넣어줌



2-3. 적응적 센싱을 위한 데이터셋

ImageNet-ES

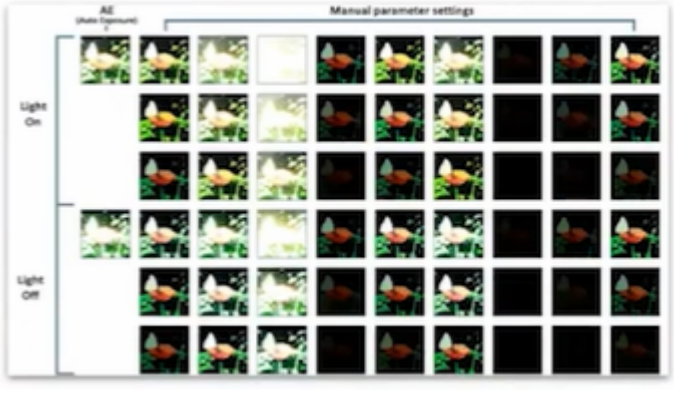
- 같은 장면은 카메라 센서 파라미터와 조도를 변화시키며 캡처
    - 센서 파라미터 : ISO, Shutter Speed, Aperture 조절 + AutoExposure 옵션
    - 장면 : TinyImageNet의 샘플 1000개



- ImageNet-ES (Luminus)
    - TV 스크린에 띄운 이미지를 카메라로 촬영 (발광체)

- ImageNet-ES (Diverse)
    - 종이에 프린트 된 이미지를 카메라로 촬영

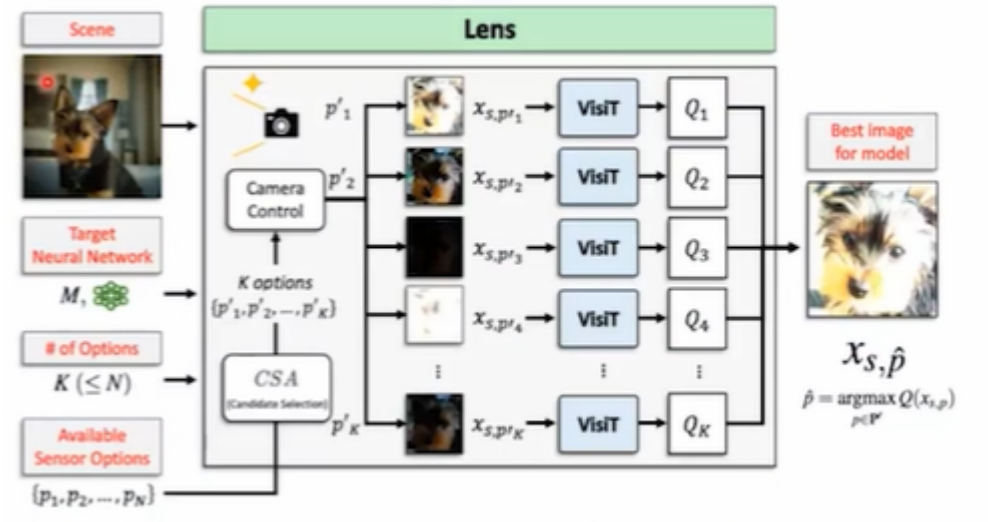
- 기존 강건성 데이터셋과 차이
    - 기존 데이터셋은 디지털 변환(포토샵), 카메라 줌, 위치 변화를 사용
    - ImageNet-C, -P, -R, -A, -E등
    - 아날로그 환경을 카메라 센서가 어떻게 캡처해내는 지 구현하지 못함



2-4. 적응적 센싱 기법 : Lens

Lens

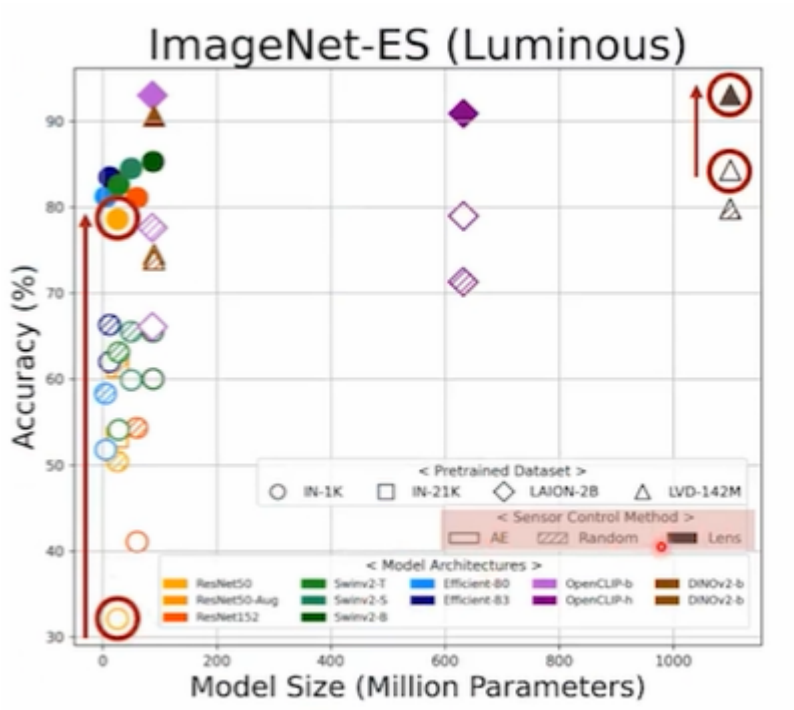
- 센서 파라미터 후보 선택
  - 옵션이 많아서 현실적으로 모든 파라미터를 테스트할 수 없음
  - 무작위 선택, 등간격 선택, 최단시간 선택
- 이미지 캡쳐
  - 후보로 선택된 파라미터들로 이미지 여러 장 캡처
- 비전 테스트
  - 캡쳐한 이미지들을 모델에 입력하여 추론 과정을 거침
  - 점수 : 모델이 도출한 이미지의 confidence score
- 최적의 파라미터 선택
  - 점수가 가장 높은 이미지를 선택하여 최종 추론 수행



2-5. 성능 효과

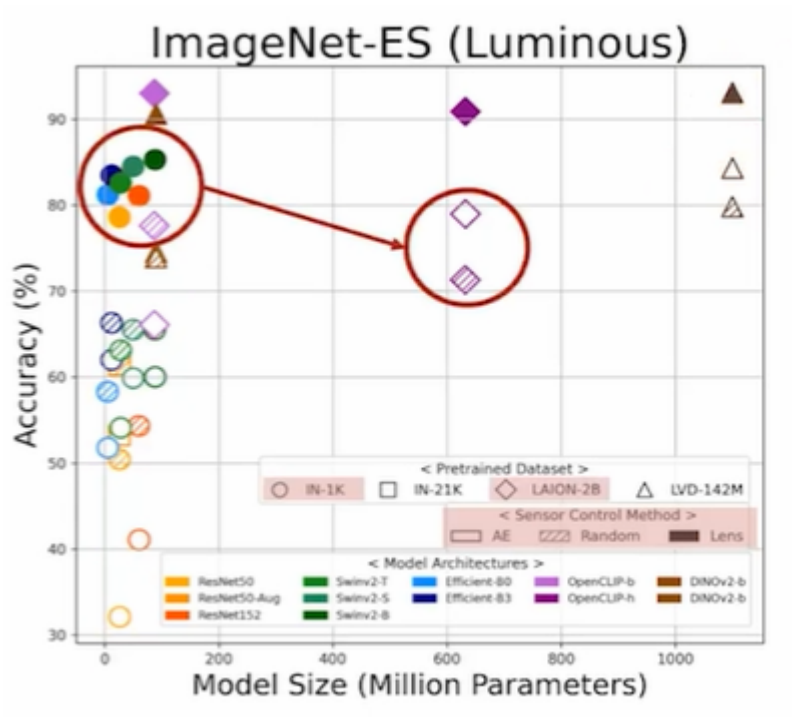
Lens vs Auto-Exposure (AE)

- AE는 사람이 보기 좋은 이미지를 만들기 위한 제어 기법
- Lens의 효과
  - 모델, 학습 데이터 크기에 관계없이 성능 향상
  - ResNet50에서 47.56% 정확도 향상
  - DINOv2-b에서 8.52% 정확도 향상
- 초거대 AI 모델도 여전히 분포 이동 제어 기법의 혜택을 받음



Lens vs 도메인 일반화

- EfficientNet-B3 (Lens) vs OpenCLIP-h(AE)
  - OpenCLIP-h 는 초거대 모델의 일종
  - EfficientNet-B3보다 50배 많은 모델 파라미터
  - 그리고 2,000,000배 많은 학습 데이터
- Lens의 효과
  - 50배 작은 모델과 2,000,000 적은 학습 데이터로 4~10%의 정확도 향상



2-6. 특징과 함의

AI 모델이 더 잘 맞추는 사진은?

- 사람에게 보기 좋은 이미지와 AI 모델이 좋아하는 이미지는 다를 수 있음
- AI 모델을 위한 센서 제어는 사람을 위한 센서 제어와 방향성이 다를 수 있음

ex) 개구리 : 사람은 왼쪽을 개구리라 인식하지만, 모델은 오른쪽과 같은 사진에서 개구리의 특징인 눈을 보고 더 잘 인삭함

그때 그때 달라요

- 적응적 센싱의 필요성 : 최적의 센서 파라미터는 모델에 따라, 환경에 따라, 피사체에 따라 달라짐

4. AI 모델 활용 “응용 분야 전문 지식을 활용한 모델 설계”

학습 목표

- 도메인 특화 AI를 설계할 때, 도메인 전문지식 주입의 필요성을 이해한다.
- 수면 의학의 2가지 AI 적용 사례를 통해 구체적인 지식 주입 과정과 효과를 이해한다.
- 적절한 도메인 지식 주입을 위해 학제간 협력의 필요성을 이해한다.

학습 시작

- 우리가 배운 AI 모델을 특정 도메인에 특화시키고 싶다면 어떤 과정을 거쳐야 할까?
- 도메인 특화 AI를 AI 전문가 홀로 설계하는 것과 도메인 전문가의 협업을 통해 설계하는 것의 질적 차이는 무엇일까?
- 도메인의 전문지식을 이해한다면, 경량화 기법을 쓰지 않고도 경량화를 할 수 있을까?

1. 도메인 전문지식의 필요성

도메인 특화 AI 모델을 제작하고자 한다면, 그 도메인의 전문지식을 이해해야 함

- 도메인마다 전문가들이 역사적으로 발견한 규칙/지시들이 있음
  - ex) 단백질 구조 생성 (어떤 결합은 불가능, 어떤 결합은 가능)
  - ex) 물리 세계 시뮬레이션 (중력의 법칙 : 어떤 물체든 이유 없이 위로 떠오를 수 없음)
- 전문 지식들은 그 도메인에서 수집된 데이터를 정확하게 이해하는 데 필수적임
- 더 나아가서, 전문 지식들을 데이터/모델 설계에 직접 반영하면, AI가 불필요한 시행착오 없이 효율적으로 학습 가능

- CNN의 예시 : 사람의 시각적 인지 과정을 반영한 Inductive Bias
  - Spatial locality : 왼쪽 위의 물체를 눈으로 판별할 때, 오른쪽 아래를 같이 볼 필요 없음
  - Positional invariance(위치 불변성) : 같은 물체가 왼쪽 위에 있든, 오른쪽 아래 있든 근거로 삼는 시각적 특징은 같음
  - 결과 : 기존 다층퍼셉트론(MLP)보다 훨씬 가벼우면서도 성능이 높아짐
- AI 전문가와 도메인 전문가의 긴밀한 협업이 필수!

2. 의료 응용 : 수면 의학을 위한 AI

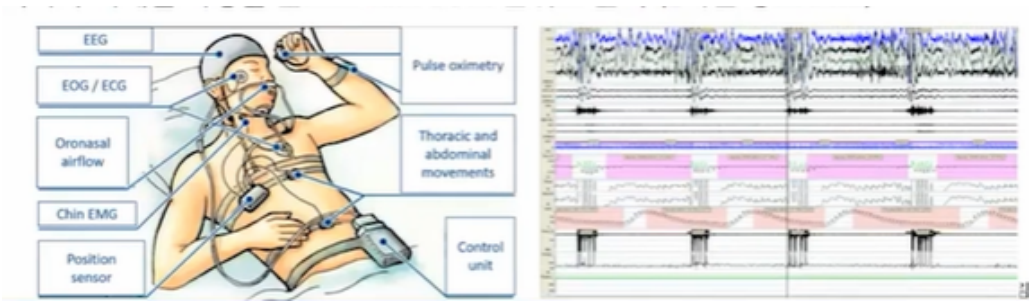
2-1. 수면의학의 기본적 이해

수면 의학의 중요성

- 사람은 인생의 3분의 1을 수면으로 보내고 부실한 수면은 다양한 부작용을 야기함
  - 사고발생 위험을 높이고 다양한 실수를 유발함
  - 만성적 질환 (심혈관질환, 비만), 정신 질환(우울증)을 야기함
- 현대 사회에 수면 질환은 매우 흔해졌으며, 한국인의 60%가 수면 질환을 겪고 있음

수면질환 진단의 기본 요소 : 수면다원검사

- 병원에 방문해서 10여종 이상의 센서를 부착하고 하룻밤 수면
- 전문 수면기사가 시계열 파형을 눈으로 보고 30초 단위로 분석 (2시간 소요)



2-2. 수면다원검사의 한계

전문 수면기사의 수동 채점 방식

- 인력 부족 : American Academy of Sleep Medicine(AASM)의 채점 규칙 학습 필요
- 비용 부담 : 시간 소모 (건당 약 2시간) , 노동 집약적
- 정확도 문제 : 서로의 채점에 동의할 확률 82%

수면다원검사의 근본적 문제

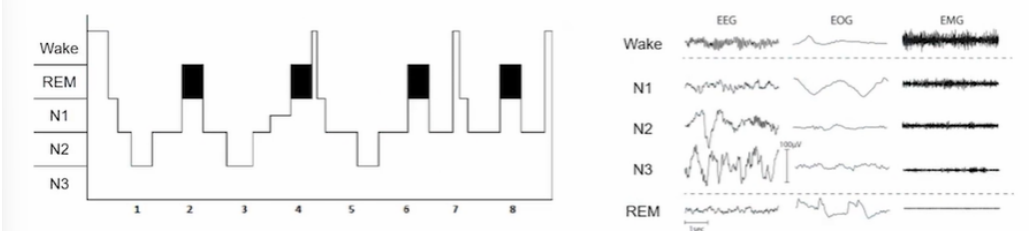
- 장소, 비용, 시간 부족으로 하룻밤 수면으로 환자의 평소 수면건강을 예측해야 함
- 첫날 밤 효과(샘플의 부정확성)
  - 낯선 장소에서, 센서를 여러 개 부착하고 자면 평소와 수면 상태가 달라짐(실제로 매우 불편)
- 하룻밤 문제(샘플 부족 문제)
  - 평소에 편안하게 잘 때에도 수면 상태는 매일 밤 변함
  - 하룻 밤 결과는 평소의 평균적 수면 패턴을 놓칠 가능성이 있음

3. 개발 사례 1: 수면다원검사 자동채점 AI

3-1. 수면단계 진단 AI의 필요성

수면 단계

- 진단의 기본 시간 단위 : 30초 (에폭, AI학습의 epoch이 아님)
- 5단계 분류 : Wake, N1, N2, N3, REM
- 각 수면 단계는 생리학적 신호 특성을 가짐



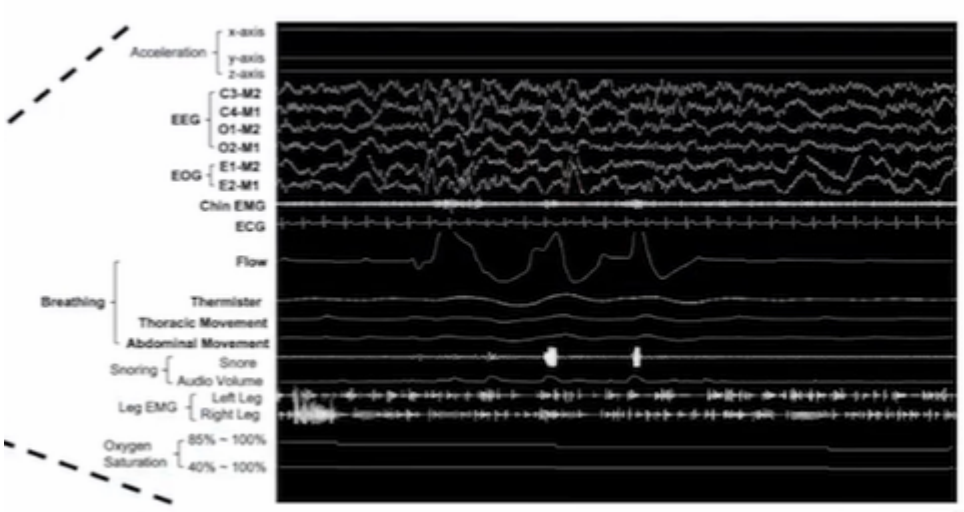
자동진단 AI 개발의 도전성

- 블랙박스
  - 의료 진단은 사람의 생명과 직결되는 민감한 작업이므로 결과에 책임을 져야함
  - 의로진이 AI의 진단 결과를 신뢰하려면, AI는 자신의 판단에 대해서 설명할 수 있어야 함
- 멀티모달 신호의 통합적 분석
  - 수면 기사는 AASM 가이드라인에 따라, 여러 종류의 생체신호를 종합적으로 분석하여 판단
  - 종합적 설명력을 탑재하기 위해서는 복잡한 멀티모달 시계열 신호분석 AI 개발이 필요

3-2. 도메인 전문지식 주입 과정

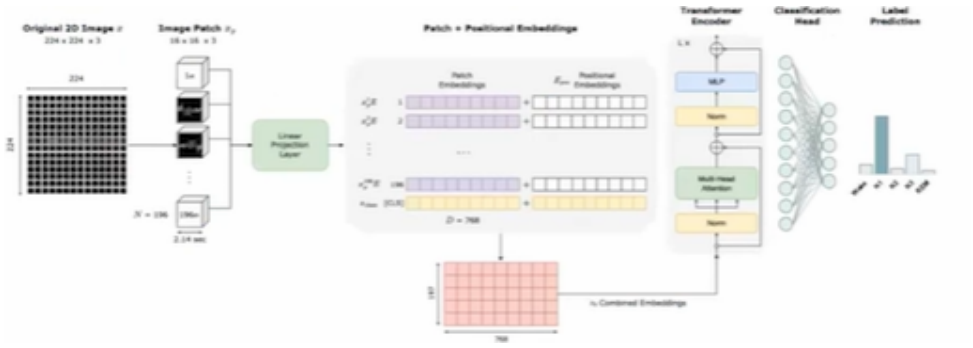
핵심 아이디어 1 : 이미지 데이터 포맷 변환

- 수면 기사들은 화면에 생체 신호 파형들을 화면을 통해 “눈으로 보고” 채점한다!
  - 각 생체신호의 센서 측정값 보다는, 생체신호 파형의 시각적 모양이 중요함
  - 데이터의 종류는 시계열이지만, 의료인 관점에서 바라볼 때 이 작업의 본질은 컴퓨터 비전(이미지 판독)
- 데이터 변환 : 시계열에서 이미지로
  - 수면기사가 보는 30초(에폭) 화면을 스크린으로 캡쳐
  - X축 : 시간, Y축 : 생체신호 값과 종류
  - 흑백 이미지 판독 작업으로 전환



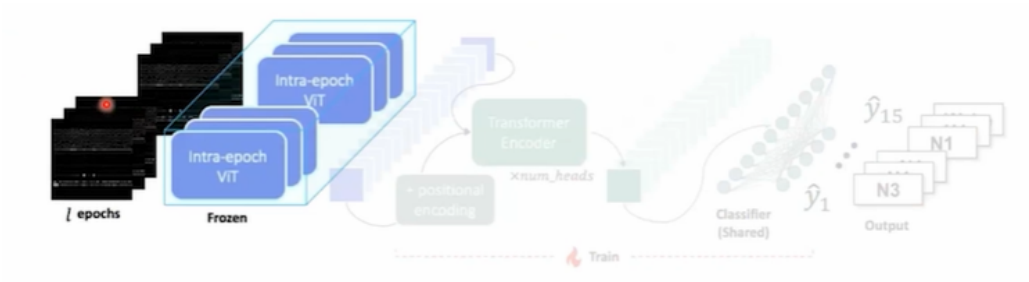
핵심 아이디어2 : 비전 트랜스포머 기반 신경망 학습

- 의료 AI에서는 아직 CNN이 널리 쓰이나, 본 작업에는 어울리지 않음
  - Spatial locality의 가정이 생체신호 축에서 부적합 : 가까이 배치된 생체신호라고 더 관련성이 있는 것은 아님
  - Positional invariance의 가정이 생체신호 축에서 부적합 : 생체신호 축의 위치마다 신호 종류가 다르므로, 위치마다 해석 방식이 달라야 함
- 비전 트랜스포머의 적합성
  - Positional embedding을 통해 생체신호 축을 모데링ㅇ
  - 패치 크기 : 이미지의 각 신호를 포함할 수 있도록 패치 구성
  - 어텐션을 통해 시간 축, 생체신호 축의 모든 패치들을 서로의 관계성 탐색



핵심 아이디어 3 : 에폭 간 맥락 파악 및 결과 보정

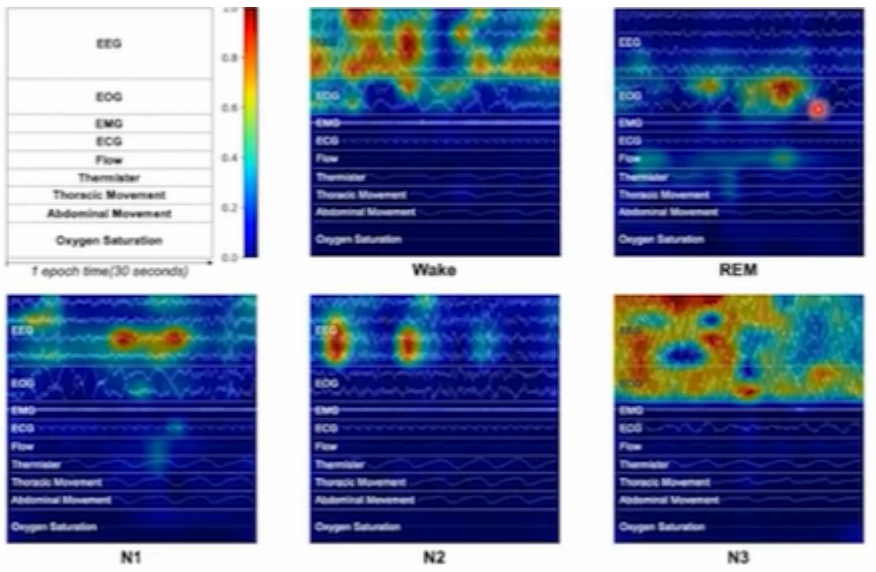
- 실제로 수면은 30초 단위로 끊어지지 않고 연속적인 특성이 있음
    - 수면 기사들은 특정 에폭의 수면 단계를 진단할 때 전후 에폭의 결과물도 함께보고 판단
- 에폭 간 맥락을 파악하는 트랜스포머
    - 각 에폭의 결과물을 상호 어텐션하여 최종 수면단계를 진단



3-3. 성능 평가

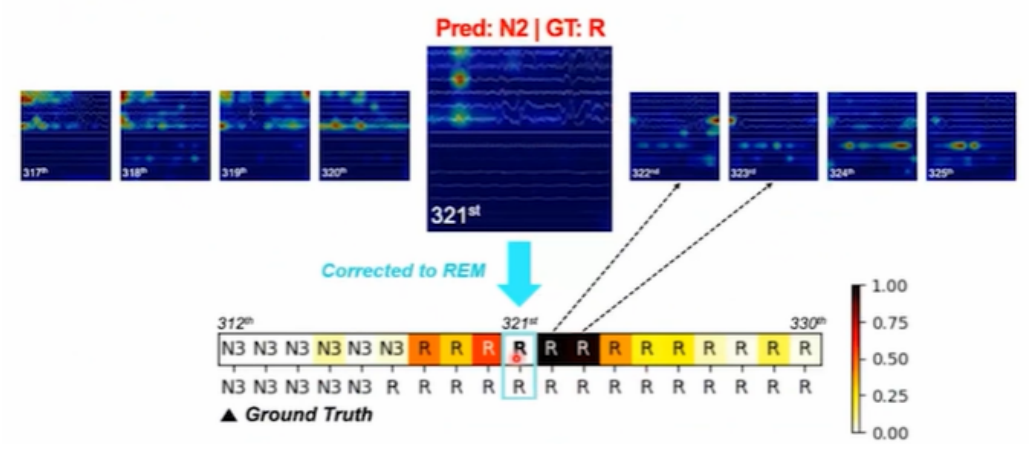
의료진이 이해할 수 있는 설명력

- 어느 생체 신호의 어느 시점을 보고 수면단계를 진단했는 지 파악하고 시각화
    - 수면단계마다 주목하는 신호의 종류, 시점, 모양이 모두 다름
    - AASM의 가이드라인과 일치



에폭 간 맥락 파악 및 결과 보정

- 321 에폭의 결과물이 N2였으나 오답!
- 이 후 2개의 에폭의 결과물이 REM인 것을 고려하여 추후 REM으로 보정(정답!)



4. 개발 사례 2: 비접촉식 수면 무호흡증 진단 AI

4-1. 비접촉식 수면 무호흡증 진단 AI의 필요성

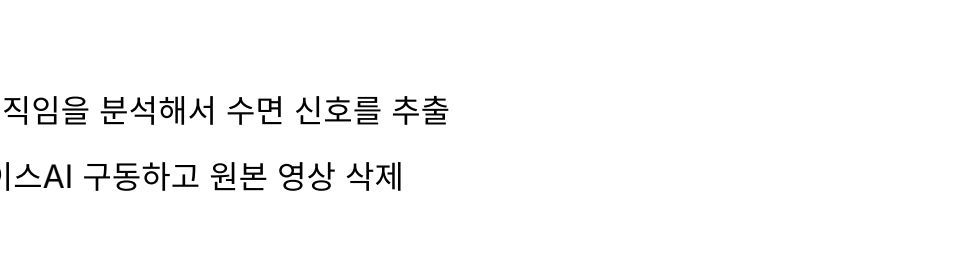
수면 무호흡증

- 수면 중에 기도가 막혀서 호흡이 중단되는 현상이 자주 발생하는 질환
  - AHI 지수로 판단 : 수면시간 동안 얼마나 무호흡/저호흡 이벤트가 일어났는가?
  - Apnea Hypopnea Index(AHI)

  = (Apneas + Hypopneas) / Total Sleep time(hours)

AHI	Rating
< 5	Normal
5 – 15	Mild OSA
15 – 30	Moderate OSA
> 30	Severe OSA

- 스스로 조기 진단이 어려워서 내원 시 대부분 중증 상태



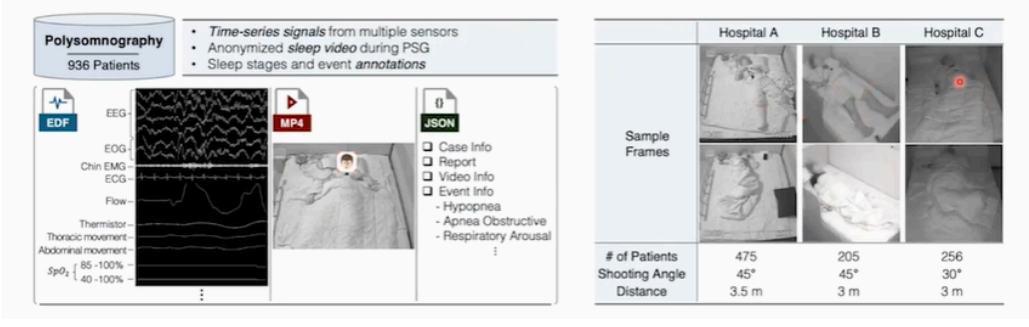
수면 적외선 영상

- 장점
  - 방 안의 전체적 맥락을 지속적 모니터링 할 수 있음
  - 100% 비접촉식 센서 (피검자를 방해하지 않음)
- 단점
  - 움직임만으로 수면 상태를 감지할 수 있어야 함
  - 사람이 살면서 가장 안 움직이는 때가 잠잘 때임
  - 서버에 데이터가 전송되면 민감한 순간의 개인정보가 노출됨
- 요구 사항
  - 수면 중 무의식적 미세 움직임을 분석해서 수면 신호를 추출
  - 카메라에서 직접 온디바이스AI 구동하고 원본 영상 삭제

4-2. 도메인 전문지식 주입 과정

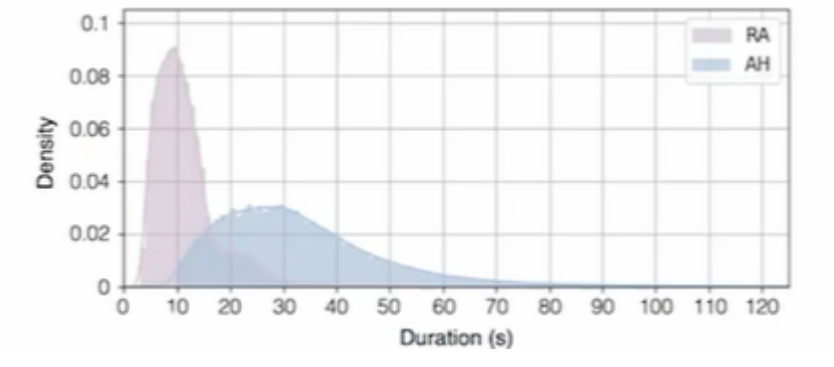
수면 영상 데이터셋

- 병원에서 수면다원검사를 진행하면서 영상을 동시 촬영
- 접속식 센서들로 추출한 생체신호와 수면영상이 시간 동기화 : 상호 관련성 탐구에 적합
- 다양한 환자, 다양한 환경



핵심 아이디어 : 무호흡증 감지에서 호흡 각성 감지로

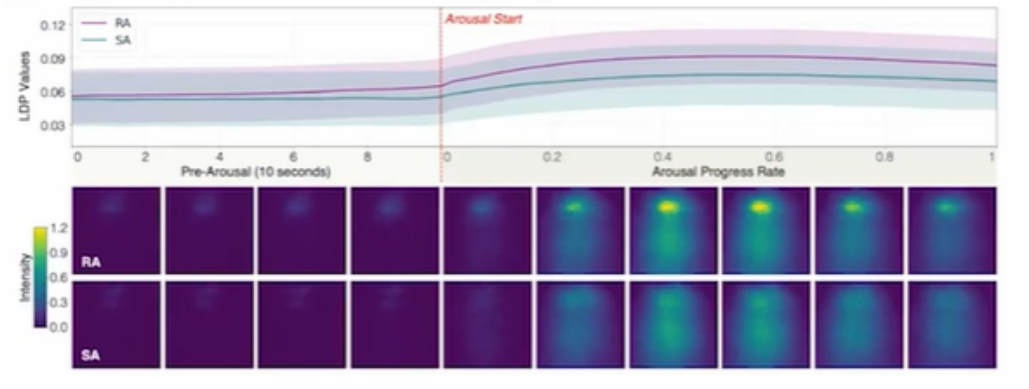
- 무호흠/저호흡의 움직임은 너무 미세해서 감지가 어려움
- 호흡 각성 (Respiratory Arousal : RA)
  - 기도가 막힌 무호흡 상태가 오래 지속되면 사망할 수 있음
  - 인체는 이를 막기 위해 무의식적으로 몸을 크게 뒤척여서 기도를 다시 개방함
  - 평균적으로 무호흡/저호흡 이벤트(Apnea, Hypopnea)보다 짧은 시간 지속됨 : 대부분 30초 이내에 종료



- 움직임이 큰 호흡 각성을 먼저 감지하고, 그 전에 일어난 무호흡/저호흡 이벤트를 역추적하자!

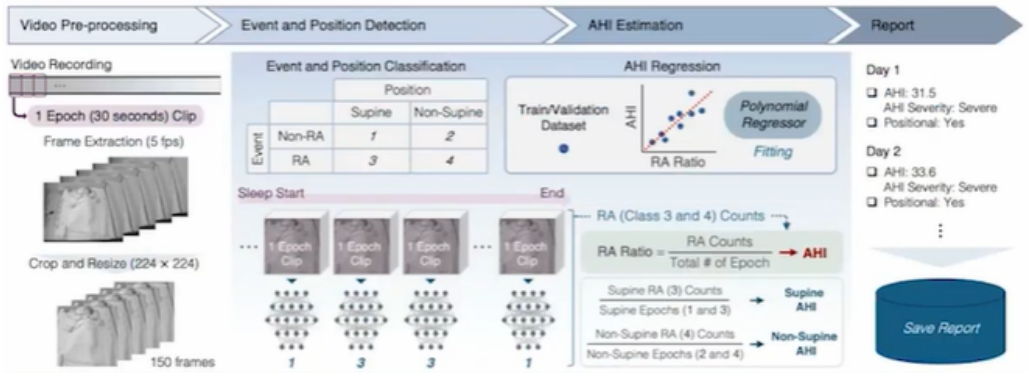
핵심 아이디어 : 호흡 각성 vs 자발적 각성

- 자발적 각정 (Spontaneous Arousal : SA)
  - 호흡을 잘하고 있더라도, 꿈을 꾸거나 몸이 불편할 경우 몸을 뒤척이거나 굴러다님 (흔히 잠버릇)
  - 호흡 각성과 자발적 각성 모두 움직임이 크지만, 진단 AI는 호흡각성만 구분해서 감지할 수 있어야 함
- 호흡 각성과 자발적 각성 모두 움직임이 크지만, 진단 AI는 호흡 각성만 구분해서 감지해야 함
  - 단서 : 호흡 각성이 움직임의 범위가 더 크고, 가슴 위쪽 움직임의 강도가 더 큼



온디바이스 AI 파이프라인 설계

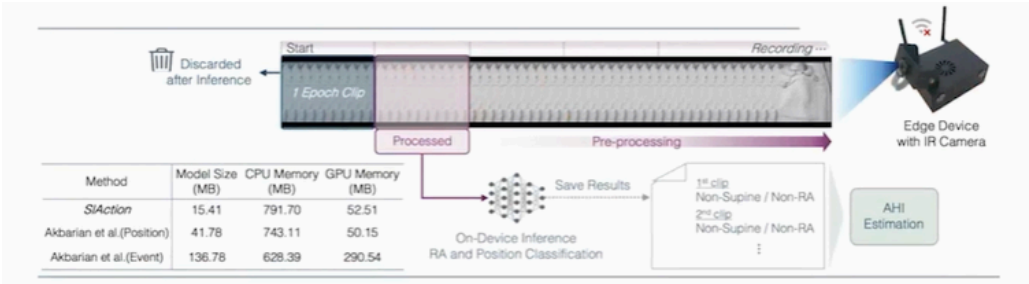
- 수면영상 촬영 중 30초마다 쪼개서 클립으로 구성
- 30초 클립으로 호흡 각성 감지 (경량 비디오 모델 MoViNet 사용), 이 후 영상 원본 삭제하고 진단 결과만 보존
- 전체 수면의 호흡 각성 이벤트 빈도를 계산
- 호흡 각성 이벤트 빈도를 무호흡/저호흡 이벤트 빈도(AHI)로 변환



4-3. 성능 평가

경량 모델, 엣지 디바이스, 빠른 실행

- 엣지 디바이스의 CPU에서도 30초 이내 추론 : 실시간 동작
- 도메인 전문지식을 통한 감지 타깃 전환 전략 → 복잡한 영상 AI 과제를 온디바이스AI로 해결 가능



Method	Model Size (MB)	CPU Memory (MB)	GPU Memory (MB)
SIAction	15.41	791.70	52.51
Akbarian et al.(Position)	41.78	743.11	50.15
Akbarian et al.(Event)	136.78	628.39	290.54

Execution time for one epoch clip

Method	Pre-processing Time				Model Inference Time			
	Jetson Orin Nano		Jetson Nano		Jetson Orin Nano		Jetson Nano	
	GPU	CPU only	GPU	CPU only	GPU	CPU only	GPU	CPU only
SIAction	1.186±0.122 (ms)		1.601±0.054 (ms)		0.374±0.159 (s)	1.138±0.187 (s)	1.846±0.153 (s)	16.636±0.257 (s)
Akbarian et al.	8.928±0.302 (s)	39.357±9.959 (s)	31.264±0.272 (s)	75.474±19.205 (s)	6.170±0.318 (s)	108.357±0.877 (s)	64.199±0.037 (s)	393.080±3.607 (s)