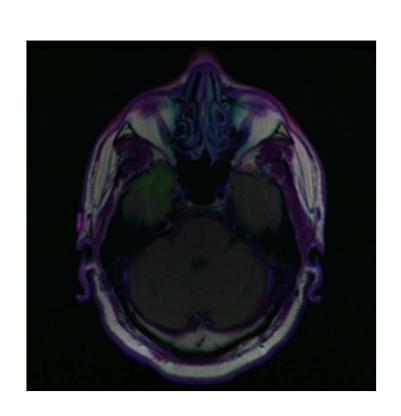
# 강화학습 기반의 의료영상진단

치매진단 뇌파영상 분석

20215167 백민환, 20212345 김용수(팀장)



# 의료 영상 분석

• 뇌 영상 데이터 속 종양 유무 구분 이 가능하도록 구축된 데이터셋을 통해 의료 인공지능 판독 기술을 개발하는 것입니다.

## 팀원 소개

• 김용수(팀장) – 계획 및 개발

• 학번: 20215129

• 전공: 빅데이터

• 백민환(팀원) – 계획 및 개발

• 학번: 20215167

• 전공: 빅데이터

#### 서론 - 영상 분석 문제

- 딥러닝에 사용하는 영상 데이터셋의 경우 노이즈로 인해 문제를 겪는 경우가 많습니다.
- 또, 다른 문제점들을 겪는데 정리하면 아래와 같습니다.
- 데이터 불균형 : 특정 질병에서 드물게 발견되는 이상
- 변이와 다양성 : 환자들 간에 뇌 구조 크기, 모양, 해부학적 구조 등에 변이 -> 모델의 일반화 능력을 제한
- 불확실성: 사람마다 다른 주석, 촬영 당시 움직임, 기계적 문제 등으로 생기는 점

#### 서론 – 딥러닝으로 해결이 어려운 이유

#### 1.데이터 부족:

- 의료 영상 데이터는 일반적으로 매우 제한적이며, 특히 희귀한 질병이나 특이한 증상에 대한 데이터는 더욱 부족할 수 있습니다. 딥러닝 모델은 대량의 데이터를 필요로 하며, 데이터가 부족한 경우 모델이 적절한 패턴을 학습하기 어려울 수 있습니다.

#### 2.해석 가능성의 부족:

딥러닝 모델은 종종 블랙 박스로 간주되며, 내부 동작을 해석하기 어려울 수 있습니다. 특히 의료 분야에서는 해석 가능성과 모델의 결정 과정을 이해하는 것이 매우 중요합니다. 따라서 해석 가능성이 떨어지는 모델은 의료 영상 분석에 적용하기 어려울 수 있습니다.

#### 3.고차원 데이터 처리:

 의료 영상 데이터는 종종 고차원 데이터로써, 공간적인 정보와 다양한 특징을 포함합니다. 딥러닝 모델이 이러한 고차원 데이터를 처리하기에는 한계가 있을 수 있으며, 적절한 특징 추출 및 차원 축소 기술이 필요할 수 있습니다.

#### 4. 불확실성 처리:

 의료 영상에서는 데이터 자체에 불확실성이 존재할 수 있습니다. 예를 들어, 의사의 주관적인 판단이나 주석의 불확실성 등이 있을 수 있습니다. 딥러닝 모델이 이러한 불확실성을 적절하게 처리하기 어려울 수 있습니다.

#### 서론 – 강화학습으로 도전하는 이유

- 데이터 불균형: 에이전트가 소수 클래스에 더 많은 주의를 기울이고, 보상을 통해 학습
- 불확실성: 강화학습에서 에이전트는 주어진 환경에서 가능한 다양한 행동을 고려하기에 불확실성 또한 고려하고 행동 선택
- 변이와 다양성: 에이전트는 다양한 상황에서 행동을 선택하고 보상을 통해 적절한 행동을 학습
- 위와 같은 이점을 이용하여 강화학습을 통해 의료 영상 분석을 진행할 예정입니다.

## 방법 – 강화학습 시스템 정의

- Agent: 종양을 가진 뇌, 정상군을 분류 하는 알고리즘
- Env: 뇌 영상 데이터와 추가 정보 기반의 에이전트와 상호작용하는 환경 (실제 적용 시 뇌 영상 기계)
- State: 4가지로 분류된 뇌 영상(MRI)
- Action: 환자의 상태를 종양을 가진 뇌 /정상으로 분류
- Reward: 올바르게 분류를 했는지에 따라 점수주기
  - Function: 올바른 분류: +1, 잘못된 분류: -1

## 방법 - 심층 신경망 설계

1. 입력 데이터 준비

MRI 데이터와 환자 정보를 입력 MRI 데이터를 전처리 및 특징 추출을 거쳐 수치형 특징벡터로 변환 환자 정보는 범주형 데이터로 인코딩되어 입력 특징

- 2. 모델 아키텍처 설계 입력 데이터를 처리하는데 사용될 심층 신경망을 설계 입력 레이어에서 뇌파 영상 데이터와 환자 정보 받기 중간 은닉층과 출력 레이어를 포함하여 네트워크 설계
- 3. 모델 학습 입력데이터로 신경망 학습 강화학습 알고리즘을 사용해 모델 학습
- 4. 모델 평가 테스트 데이터로 모델 성능 평가

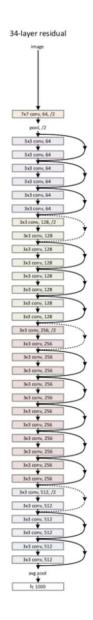
## Actor\_critic 구상

#### 1. Actor

- 입력: 상태(뇌 영상 및 추가정보)
- 출력: 각 행동에 대한 확률 분포

#### 2. Critic

- 입력: 상태(뇌 영상 및 추가정보)
- 출력: 상태의 가지(스칼라 값)



#### pseudo code

```
Initialize policy network \pi\theta with random weights \theta
Initialize optimizer
for episode in range(max_episodes):
   Initialize empty lists for storing states, actions, and rewards
   state = env.reset()
   while not done:
      # Step 1: Choose an action based on the policy network's output
      action_probs = \pi\theta(state)
      action = sample(action_probs)
      # Step 2: Take the action and observe the next state and reward
      next_state, reward, done = env.step(action)
      # Step 3: Store state, action, and reward
      states.append(state)
      actions.append(action)
      rewards.append(reward)
      state = next state
```

```
# Step 4: Compute the return (G) for each time step t

returns = []

G = 0

for r in reversed(rewards):

G = r + gamma * G

returns.insert(0, G)

# Normalize the returns

returns = (returns - mean(returns)) / (std(returns) + epsilon)

# Step 5: Update policy network using the returns

optimizer.zero_grad()

for state, action, G in zip(states, actions, returns):

action_prob = πθ(state)[action]

loss = -log(action_prob) * G

loss.backward()

optimizer.step()
```

## 실험

- 1. 실험 환경:
  - 뇌 영상 MRI 데이터 수집, kaggle에서 다운받은 데이터를 가지고 train 과 test로 나눠 train으로 학습합니다
  - 환경 상태 정의: 데이터의 특정 뇌 데이터
- 2. 평가 방법:
  - 모델 학습: 데이터를 통해 보상을 최대화하기 위한 행동을 선택하도록 학습
  - 성능평가: 위에서 나눈 데이터 중 test로 실험 결과를 확인
  - 실제 환경에서의 실험: 학습 데이터 이외의 데이터를 통해 동작 확인
    - 자신 또는 주변인의 뇌 영상을 분류해보기 (cd로 받을 수 있다고 합니다)

#### 기대효과

- 뇌종양 이외에도 치매를 검출하는 등 뇌 관련 질환의 데이터를 통해 병변을 확인 하는 모델로도 사용 가능할 것 입니다.
- 사람의 눈으로 식별하기 힘든 차이까지 구별해 의료사고를 예방 할 수 있습니다.
- 치료 메커니즘의 규명으로 최적의 치료 기법을 제안할 수 있습니다.
- 더 다양한 요건을 반영한 치매 분류 인공지능으로 "의료 인공지능의 경우 엄하게 잡는 것도 문제이지만, 못 잡는 것이 더 문제다"를 인용해 기존에 잡지 못하던 사 람도 제대로 된 검사로 연결될 수 있을 것입니다.