**발 명 신 고 서**

|  |  |
| --- | --- |
| **발명내용** | <발명의 명칭>연합학습에서 자기지도학습 모델을 사용한 흉부질환 탐지성능 향상을 위한 방법 |
| 1. 발명 소개 | 의료 인공지능은 의사의 진단에 도움을 주는 역할을 하지만, 의료 데이터의 특성 때문에 데이터는 각 병원에 흩어져 있고, 데이터의 레이블이 부족하여 활용성이 떨어진다. 본 발명은 의료 데이터의 활용을 극대화하기 위해 흉부질환 탐지 모델에 자기지도학습을 사용하여 데이터 레이블이 부족할지라도 충분한 성능을 유지한다. 또한 각 병원에 흩어져 있는 Non-IID 데이터를 활용하기 위해 연합학습을 활용한다. |
| 2. 종래기술 및 문제점 | 종래 기술은 특정 병원에서 보유한 데이터만을 활용해 인공지능 모델을 만들기 때문에 모델의 성능이 충분히 나오지 않는다. 이를 해결하기 위해 연합 학습을 적용하는 기술들이 존재한다.기존의 흉부 엑스레이 데이터에 연합학습을 적용해 흉부질환을 탐지하는 기술들은 각 클라이언트에게 데이터가 동일하게 분포 되어있는 IID(Independent Identically Distribution) 환경만을 고려했다. 하지만, 실질적인 연합학습의 시나리오는 클라이언트별로 보유한 클래스의 분포나 데이터의 크기가 다른 Non-IID 환경이 일반적이다. 그러므로 실제 환경에서는 클라이언트 드리프트(Client Drift)와 같은 문제가 발생해 정확도가 하락하는 문제점이 발생하게 된다. |
| 3. 본 발명의 목적 | 본 발명은 연합학습의 글로벌 모델(Global Model)로 자기지도학습(Self-supervised Learning) 모델을 사용함으로써, Non-IID 환경에서 연합학습을 적용했을 때 발생할 수 있는 클라이언트 드리프트(Client Drift) 문제를 완화해 성능을 향상시키고, 적은 양의 흉부 엑스레이 데이터로도 연합학습을 활용하는 것을 목적으로 한다. |
| 4. 본 발명의 효과 | 자기지도학습 모델을 사용함으로써 데이터 레이블링에 필요한 비용을 줄일 수 있고, 레이블이 없는 흉부 엑스레이 데이터를 인공지능 모델 학습에 활용할 수 있다. 실제 병원 데이터의 Non-IID 환경에서도 연합 학습의 성능을 향상시킬 수 있다. |
| 5. 목적을 달성하기 위한 수단 | 1. 자기지도학습 및 연합학습을 위한 흉부 엑스레이 데이터 및 전처리 - 자기지도학습 : CheXPert , 연합학습 : NIH Chest X-ray 14 - Python, Numpy 패키지를 사용해 데이터 전처리 진행2. 자기지도학습 및 연합학습 - 기본적인 코드를 실행시키기 위한 Python 및 Numpy 패키지 - 인공지능 모델을 학습시키기 위한 Pytorch 및 scikit-learn 패키지  |
| 6. 핵심키워드 | 자기지도학습, 연합학습, 흉부 엑스레이, 의료 인공지능 |
|  |
| **상세설명** |  |
| 1. 발명의 상세한 설명 | [대표도]는 본 발명의 전체적인 순서도를 나타낸다. [도 1]은 본 발명의 핵심 단계인 자기지도학습과 연합학습의 과정을 나타낸 모식도이다. <자기지도학습>[도 2]는 자기지도학습의 일반적인 프레임워크를 나타내는 모식도이다. 본 발명에서 자기지도학습은 서버에서 수집된 흉부 엑스레이 데이터를 사용해 표현의 학습을 위해 pretext task를 학습하는 단계이다. [도 3]는 자기지도학습을 적용하기 위한 pretext의 종류인 Heuristic designed pretext task와 Instance discrimination pretext task를 나타내고 있고 두 pretext task에 따른 데이터 변형 및 레이블 생성의 모식도이다. [도 4]의 <그림 1>에서 볼 수 있듯 흉부 엑스레이의 표현의 학습을 위해 사용한 자기지도학습은 instance discrimination 기반의 방법론인 FRID이다. Instance discrimination 기반의 방법론은, 데이터에 서로 다른 증강기법(Augmentation)을 적용해 생성한 두개의 뷰(View)의 내재된 표현의 유사성을 최대화하는 방향으로 학습하게 된다. 흉부질환을 탐지하기 위해 중요한 미세한 부분의 표현을 학습하기 위해 [도 4]의 <그림 2>에 나와있는 SR-layer를 전체 프레임워크의 projection head에 추가했다. [도 5]의 <그림 1~8>은 instance discrimination 기반의 FRID를 사용하기 위해 흉부 엑스레이 데이터에 적용한 증강(Augmentation) 방법들과 그 결과를 나타내며, [도 5]의 <그림 9>는 흉부 엑스레이 데이터에서 유의미한 표현을 학습하기 위한 Edge 성분을 사용하는 데이터 증강 기법을 사용한 결과이다. 자기지도학습이 끝난 후에는 [도 4]의 <그림 1>의 프레임워크 중 base encoder만을 제외하고 projection, prediction layer를 제거한 후, 연합학습으로의 전이를 위해 흉부질환 탐지를 위한 분류기(Classifier)를 추가한다.<연합학습> 서버에서 자기지도학습을 통해 학습한 흉부 엑스레이 데이터의 표현을 글로벌 모델로 사용해 흉부질환을 탐지하기 위한 downstream task에 해당한다. 연합학습의 환경은 총 10개의 클라이언트가 참여하는 환경을 가정했으며, [도 6]과 같이 클라이언트별로 보유한 데이터의 종류와 개수가 다르도록 Non-IID 환경을 구성했다. Non-IID 환경을 만들기 위한 방법은, 각 클라이언트별로 임의의 크기를 지정한 후 해당하는 크기에 맞게 개수가 가장 작은 클래스부터 할당했다. 자기지도학습을 통해 학습한 표현을 연합학습에 전이하기 위해 자기지도학습과 동일한 모델을 사용해 연합학습을 진행했으며, 14개의 흉부질환을 탐지하기 위한 분류기를 추가하였다. 자기지도학습 모델을 사용한 연합학습의 전체적인 과정은 [도 1]에서 나와있는 것과 같다. 표현을 전이한 글로벌 모델은 각 클라이언트에게 분배된 후 개별 클라이언트의 로컬 데이터로 학습하게 된다. 이후 학습한 로컬 모델의 가중치만을 서버로 전송하게 되고, 해당 클라이언트가 갖고 있는 데이터의 비율에 맞게 가중평균을 통해 가중치를 병합하게 된다. 병합한 가중치는 글로벌 모델을 업데이트 하기위해 사용되며, 이러한 과정을 연합학습이 종료될 때까지 반복하게 된다. |
| 2. 실험내용,  결과 활용예 |  본 발명의 주된 실험내용 및 결과는 크게 두가지로 볼 수 있다.<Non-IID 환경에서의 흉부질환 탐지성능 증가>[도 7]은 연합학습의 실질적인 시나리오인 Non-IID 환경에서 글로벌 모델을 임의의 가중치와 자기지도학습 모델을 사용해 초기화 했을 때의 흉부질환 탐지성능을 비교한 도표이다. 글로벌 모델을 임의의 값으로 초기화 한 경우 Non-IID 환경에서 연합학습이 정상적으로 이루어지지 않는 주된 원인인 클라이언트 드리프트 문제로 인해 흉부질환 탐지에서 낮은 성능을 보인다. 이와 반대로 자기지도학습 모델로 글로벌 모델을 초기화 한 경우, 대부분의 흉부질환에서 뛰어난 성능을 보인다. 이를 통해 흉부 엑스레이 분야에서 자기지도학습 모델을 사용해 연합학습을 함으로써 Non-IID 환경의 클라이언트 드리프트 문제를 어느정도 해결하고, 성능 또한 향상시킬 수 있다는 것을 확인할 수 있다.<데이터가 적은 환경에서의 연합학습>[도 8]의 실험은 레이블링을 위해 전문가가 필수적으로 필요한 흉부 엑스레이의 특징으로 인해 각 클라이언트가 보유한 데이터의 수가 적을 때 임의의 값과 자기지도학습 모델을 사용한 연합학습의 성능 하락정도를 비교한 실험이다. 해당 실험에서 데이터가 부족한 상황을 가정하기 위해, 각 클라이언트별로 [50%, 25%, 10%, 5%, 1%]의 데이터만을 랜덤하게 샘플링한 5개의 환경에서 진행했으며, 성능 지표는 14개의 흉부질환에 대한 평균 성능으로 측정했다. 임의의 값으로 글로벌 모델을 초기화 한 경우, 전체적인 성능지표 뿐만 아니라 사용 가능한 클라이언트의 데이터수가 줄어듦에 따라 현저하게 성능이 하락하는 모습을 확인할 수 있다. 이와 반대로, 자기지도학습을 사용한 연합학습의 결과 성능 하락은 불가피했지만 하락폭이 상대적으로 적다는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 연합학습을 위해 자기지도학습 모델을 사용할 경우, 레이블링이 어려워 데이터의 수가 적을 수 있는 흉부 엑스레이 분야에서도 적용할 수 있다는 것을 확인할 수 있다. |
| 3. 기 타 |  |