**8.본 연구의 실무적 함의가 부족합니다. 연구 결과가 실무적으로 어떠한 도움이 되는지 현장에서 어떻게 적용할 수 있는지 구체적으로 결론 부분에 기술해 주시기 바랍니다..**

본 연구는 다양한 측면에서 의의를 가진다.

첫째, 하이퍼파라미터 설계를 통한 모델 학습과 파인튜닝을 통한 모델 학습이 학습결과에 미치는 영향에 대하여 Epoch 수치로 제시되었다. 컴퓨터사이언스 용어에 `Garbage in, garbage out`이라는 말이 있으며 일반적으로는 `쓰레기를 넣으면 쓰레기가 나온다`는 말이다.

이것은 본 연구에서도 52개 특징을 적용한 1차 실험(Epoch=39)과 34개 특징으로 정규화하여 적용한 2차 실험 (Epoch=100)의 결과로 딥러닝 모델 학습에도 유사한 결과가 적용되는 것으로 확인할 수 있었다.

둘째, 파인튜닝을 진행하는 과정은 일반적으로 데이터 관점, 분류기 관점, 레이어 관점으로 구분되어 있지만 각각의 항목에 대한 파인튜닝 실험 방법은 데이터의 특성에 따라 튜닝 방법을 다르게 적용해야 한다는 것이다.

본 연구에서는 제시된 이력서 데이터에 대한 특징을 설명하고 데이터의 특징에 따른 튜닝 방법과 실험 결과를 제시하여, 이후 연구자들의 연구 방향을 수립하는데 도움이 될 수 있도록 하였다.

셋째, 딥러닝 연구는 데이터의 수집과 정제, 학습데이터셋의 구성과 모델 학습, 그리고 실험 결과의 평가 등 여러 단계를 거처 한개의 모델이 완성된다. 또한 추가 학습을 통하여 모델의 정확도와 재현률을 향상시기는 과정을 반복적으로 진행한다.

본 연구에서는 이력서 데이터를 기준으로 딥러닝 모델을 적용하는 단계의 실험 과정과 결과를 제시하였으며, 특히 최근 딥러닝 모델의 성능 향샹에 큰 영향을 미치는 것으로 알려진 파인튜닝의 적용방법과 결과적으로 어떠한 유의미한 결과가 도출되는지를 실험 데이터로 제시하였다.

본 연구는 이력서를 구성하는 다양한 요소를 이용한 직무추천 모델을 제안하였으며, 제안 모델은 구직자의 프로파일을 통하여 적합한 직무이 추천이 가능할 뿐 아니라,

1D 컨브넷(Conv1D) 등 전이학습 모델을 사용하여 bag-of-words, TF-IDF 등과 같은 자체적인 사전 구축을 통한 워드 임베딩은 희소 행렬로 학습 시 계산의 복잡성이 증가하고 단어의 순서를 고려하지 않기 때문에 문맥적인 의미를 파악하기 힘든 문제를 반영하였다. 또한 사전에 구축되지 않은 단어 줄임말이나, 의미는 같으나 다른 단어로 되어 있는 경우 의미적 관계 파악하기 어려웠던 문제점 또한 제안 모델에 전이학습 모델인 Transformer로 해결하였다.