**Multi-Task Learning 기법 탐구**

**연구 배경 및 관련 연구**

Multi-Task Learning (MTL)은 여러 학습 작업을 동시에 해결하면서 작업 간의 공통점과 차이점을 활용하는 기계 학습의 하위 분야이다. 1997년 Rich Caruana의 연구에서 MTL이 귀납적 전이(inductive transfer)를 통해 병렬적으로 학습이 진행된다는 점이 강조되었다.

MTL은 생물학적, 교육학적, 기계 학습적 관점에서 다양한 동기를 가지고 발전해왔다. 생물학적으로 인간이 여러 기술을 동시에 습득하는 능력에서 착안했으며, 교육학적으로는 기초 과목 학습이 응용 과목 학습에 도움을 주는 것과 유사하다. 기계 학습적으로는 관련 작업 간 학습 신호가 유도적 편향(inductive bias)으로 작용하여 모델의 일반화 성능을 향상시키는 데 기여한다.

MTL의 핵심 개념은 여러 작업이 공유하는 표현(Shared Representation) 또는 공유 지식(Shared Knowledge)을 활용하는 것이다. 이러한 공유 방식을 어떻게 정의하고 활용하는지가 MTL 연구의 중요한 과제 중 하나이다.

**프로젝트 수행자의 의도**

MTL은 데이터의 양이 기하급수적으로 증가하는 현대 사회에서 효과적인 학습 방법으로 자리 잡고 있다. 또한, 고도화된 기계 학습 모델의 연산량 증가 문제와 에너지 소비 문제를 해결하는 방안으로도 주목받고 있다.

기존의 단일 작업 학습(Single Task Learning, STL)에 비해 MTL은 모델을 경량화하고 핵심적인 특징을 학습할 수 있다는 장점이 있다. 따라서 본 연구에서는 효율적인 공유 전략 및 학습 방법을 탐구하고, 이를 통해 MTL이 다양한 응용 분야에서 최적화될 수 있도록 기여하는 것을 목표로 한다.

**탐구 내용 및 기대 결과**

본 연구에서는 MTL의 대표적인 기법인 하드 파라미터 공유(Hard Sharing), 소프트 파라미터 공유(Soft Sharing), 계층적 공유, Sparse Sharing 등을 분석하고, 각 기법의 장단점을 비교한다. 또한, MTL에서 발생하는 주요 문제인 과적합(overfitting)과 학습의 불안정성을 해결하기 위한 방안을 모색한다.

기존 연구의 분석을 바탕으로, 본 연구에서는 MTL의 성능을 향상시킬 수 있는 구조를 탐색한다. 특히, Sparse Sharing이나 적응적인 파라미터 공유 방식을 활용하여 모델의 학습 효율성을 개선하는 방안을 연구할 예정이다.

기대하는 성과는 다음과 같다.

* MTL 기법들의 성능을 정량적으로 평가하여 기존 방법과 비교
* 주요 데이터셋에서 성능 개선 여부 확인
* 파라미터 수 감소율 및 학습 속도 개선 측정
* 과적합 및 음의 전이 현상 감소 여부 분석
* 다양한 태스크에서 일반화 성능 검증
* 학술대회(KCC, KAAI, KDM/KDML) 논문 제출 및 연구 영향력 확대