Multi-Task Learning을 활용한 PVT v2 프레임워크 성능 개선 - 문제정의서

8조

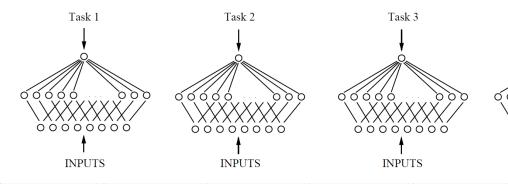
202001156 정보통계학과 김수영202002510 컴퓨터융합학부 송재현

목차

- 연구 개발의 필요성
- 연구 개발의 목표 및 내용
- 이해당사자 인터뷰/ 설문 인사이트
- 기대 효과 및 향후 확장 가능성
- 연구 개발의 추진전략 및 방법
- AI 도구 활용 정보
- 참고문헌

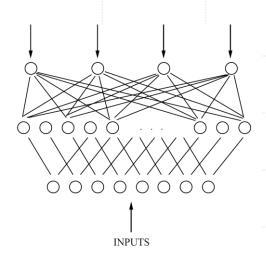
연구 개발의 필요성

Single Task Learning은
각 Task 별로 학습이 이루어짐



• MTL은 여러 작업을 동시에 학습

• Task 간 병렬적인 학습을 통해 전체 Task의 성능을 향상



Task 4

INPUTS

연구 개발의 필요성

• AI 모델 경량화의 필요성 증가

• 이론적으로 뛰어나지만 실증적 유효성 부족

• MTL 자체의 유효성 검증 필요

2가지의 연구 목표

1. MTL의 유효성 검증

2. MTL을 통해 검증된 모형을 실제 문제에 적용, MTL의 성능 향상 입증

- 1. MTL의 유효성 검증
- PVT v2 + MTL 실험
- Single Task Learning 기반의 PVT v2라는 프레임워크 존재
- 주요 데이터셋: ImageNet, COCO, ADE20K를 이용하여 MTL 학습
- PVT v2에 MTL 적용하여 성능 개선 후 유효성 검증

- 2. MTL을 통해 검증된 모형을 실제 문제에 적용, MTL의 성능 향상 입증
- MTL 기반 모델이 자율주행 인식 문제에 적용 가능한지 확인
- Tesla HydraNet 벤치마킹
- 도로 인식, 사람 인식, 차선 감지 기능을 Tesla의 Hydranet과 비교

해결하고자 하는 문제

1. MTL 성능 향상에 대한 실험적 근거 부족

2. MTL 모델의 실제 응용 가능성 평가 부족

해결 방법

1. PVT v2 기반 MTL 구조 설계 및 구현

2. 세 가지 작업을 동시 학습하여 일반화 성능과 효율성 비교

3. 자율주행 분야에서 HydraNet과의 성능 비교

• 목적: MTL에 대한 대중 인식 파악

• 설문 대상: 조원 지인, 커뮤니티 등

• 설문 방식: Google Form (총 25명)

설문 문항 요약

1. MTL 상용화 가능성

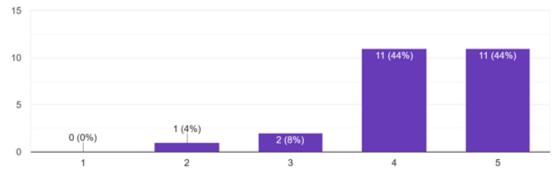
2. MTL vs. Single Task Learning

3. MTL 유효성 검증 필요성

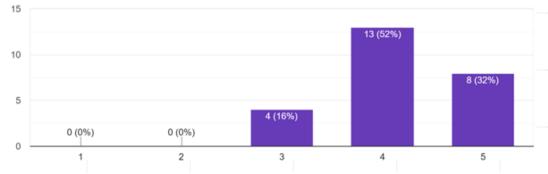
4. 향후 AI 성능 발전 기여 가능성

설문 결과

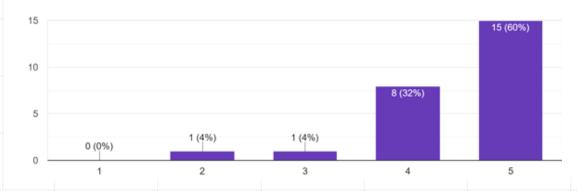
Multi-Task Learning을 활용한 AI 모델 개발이 상용화될 가능성이 있다고 생각하십니까? 응답 25개



Multi-Task Learning이 단일 작업 학습(Single Task Learning, 기존에 사용되는 학습 방법)보다 유용할



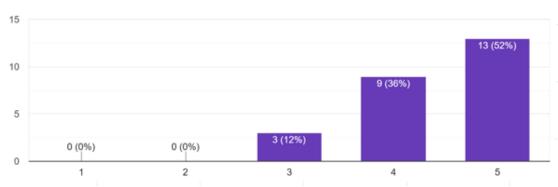
Multi-Task Learning의 유효성 검증에 관한 연구가 필요하다고 생각하십니까? 응답 25개



Multi-Task Learning 연구가 향후 AI의 성능 발전에 필요한 기술이라고 생각하십니까? 응답 25개

가능성이 있다고 생각하십니까?

응답 25개



설문 결과 요약

1. MTL 상용화 가능성 높음

2. MTL이 기존 학습법보다 유용하다는 응답 다수

3. MTL 유효성 검증 필요성 공감대 형성

4. 향후 AI 성능 발전에 MTL의 기여 가능성 높음

기대 효과 및 향후 확장 가능성

사용자 관점의 기대 효과

■ 자율주행 인식 정확도 향상으로 인한 안전성 증가

• 하나의 모델로 여러 작업 수행하므로 시간 단축과 자원 절약 가능

기대 효과 및 향후 확장 가능성

사회적 관점의 기대 효과

- 기술 신뢰 기반 확보로 자율주행차 보급 가속

■ 교통사고 감소, 교통 약자 이동 편의성 향상

▪ 물류, 운송 자동화 기여

기대 효과 및 향후 확장 가능성

산업적 확장 가능성

• 경량화된 AI로 드론, CCTV, 스마트 팩토리 등 활용 가능

• PVT v2와 같은 범용 백본 모델로 산업용 AI 모델 설계 시, 재사용성과 확장성이 좋음

연구 개발의 추진전략 및 방법

추진 위	일정
------	----

기간	주요 내용	세부내용
 5~6주차	데이터셋 조사 및 로드	ImageNet, COCO, ADE20K의 특성 파악 및 다운로드, 라이선스 확인, 분류/검출/세분화 용도 파악
 7~8주차	데이터 전처리(증강 및 정규화)	데이터 증강(Augmentation), 정규화(Normalization) 전략 수립 및 파이프라인 구성
9~10주차	PVT v2 백본 설계, 구현	PVT v2 구조 분석 및 구현
 11주차	Task- specific Decoder 설계	분류, 객체 검출, 세분화를 위한 Decoder 설계 및 멀티태스크 학습 구조 설계
12~13주차	MTL 학습 수행	Hard sharing을 이용한 MTL 학습 수행
 14주차	성능 평가 및 테스트	각 Task 별 성능 평가(metric: Accuracy, mAP, mloU 등), 기존 방식과 비교
 15주차	결과 분석, 결론 도출	성능 개선 요인 분석, 한계점 파악 및 후속 연구 제안

연구 개발의 추진전략 및 방법

정량적	t, 정성	성적 등	루표
			_

항목	목표
학회 발표	KCC, KAAI, KDM등의 학회 발표
산출물	MTL 모델 프로토타입 1개, 실험 보고서 1부
피드백 횟수	외부 피드백 최소 2회
서비스화 가능성	자율주행 차선 인식 시나리오 실험 구현