

100k 파라미터 제한 이미지 분류 챌린지 1위를 위한 Feature Extraction 전략

2025-2
AJOU
SOFTCON

팀 명 cometK

팀 원 김혜성

지도교수 유종빈

개발동기 및 목적

극한의 경량화 필요성: 현대의 고성능 딥러닝 모델은 수천만 개의 파라미터를 가져, 메모리가 제한된 IoT 센서나 임베디드 시스템에 탑재하기 어렵습니다.

챌린지 목표: '총 파라미터 100k(10만) 개 미만'이라는 극단적인 제약 조건 하에서, 기존 경량 모델(MobileNet 등)의 한계를 뛰어넘는 높은 이미지 분류 정확도를 달성하는 것입니다.

해결 방안: 단순히 모델 크기를 줄이는 것을 넘어, 'Feature Extraction(특징 추출)' 기법을 도입했습니다. 사전 학습된 거대 모델의 '지식'을 추출하여 초소형 모델에 전달함으로써, 하드웨어 제약을 창의적으로 극복하고자 했습니다.

개발내용

본 프로젝트는 학습 과정을 분석(Analysis)과 판단(Decision)의 두 단계로 분리하여 접근했습니다.

- 고성능 특징 추출 (Feature Extraction)** 현존 최강의 CNN 기반 모델인 ConvNeXt V2-Tiny를 이미지 분석가로 활용했습니다. 원본 이미지(32x32)를 이 모델에 통과시켜, 이미지의 핵심 정보를 담은 768차원의 고밀도 특징 벡터로 변환합니다. 이 과정은 데이터 전처리 단계로 간주되며, 거대 모델은 추론 시 사용되지 않아 파라미터 제한에 포함되지 않습니다.
- 초경량 분류기 학습 (Lightweight Classifier)** 추출된 특징 벡터를 학습하기 위해 99,626개의 파라미터를 갖춘 SimpleMLP 모델을 독자 설계했습니다. 불필요한 연산 없이 오직 분류에만 집중하도록 최적화하여 100k 제한을 99.6%까지 활용했습니다.



주요기술

ConvNeXt V2 (Backbone):

CNN의 효율성에 ViT의 구조적 장점을 결합한 최신 아키텍처입니다. 이미지의 전역적 맥락과 지역적 특징을 동시에 포착하여 높은 품질의 데이터를 생성합니다.

Limit-Optimized MLP:

입력층(768)에서 은닉층(114), 출력층(100)으로 이어지는 구조를 정밀하게 조율하여, 파라미터 수를 제한선인 100,000개 직전까지 극한으로 최적화했습니다.

K-Fold & Ensemble:

5-Fold 교차 검증 및 모델 앙상블을 통해 데이터 편향을 제거하고 예측 성능을 극대화했습니다.

Optimization: AdamW

옵티마이저와 Cosine Annealing 스케줄러를 적용하여 최적점에 정교하게 수렴하도록 설계했습니다.

결과 및 분석

압도적인 성능 달성: 최종 정확도 85.0%를 기록하며, 2위 팀(78.0%) 대비 +7%p라는 압도적인 격차로 1위를 달성했습니다.

파라미터 효율성 증명: 총 파라미터 수 99,626개로 대회 규정(100k 미만)을 완벽하게 준수했습니다.

성능 비교 분석: 초기 WRN 정공법(73.0%)에서 EfficientNet 특징 추출(76.6%)을 거쳐, 최종 ConvNeXt V2 특징 추출(85.0%)로 비약적인 성능 향상을 이뤄냈습니다. 이를 통해 제한된 자원 환경에서는 모델 자체를 키우는 것보다, 입력 데이터(Feature)의 품질을 높이는 것이 성능 향상의 핵심 열쇠임을 입증했습니다.

활용방안 및 기대효과

[초저사양 엣지 AI: GPU 없이 저렴한 MCU만으로 고성능 이미지 인식 구현 (CCTV, 드론 등 즉시 적용).

비용/에너지 혁신: 연산량 최소화로 배터리 수명 연장 및 하드웨어 구축 비용 획기적 절감.

데이터 효율성: 적은 학습 데이터로도 SOTA급 성능 달성, 데이터 부족 산업 현장에 최적화.

오픈소스 URL

<https://github.com/com2t/AI-intensive-class-challenge>

