

CIFAR-10 정확도 진화 과정

46.19%의 기본 MLP 모델에서 94.38%의 최첨단(SOTA) 모델까지

1단계: MLP의 한계

이미지를 1차원으로 펴는 평탄화(Flattening)가 왜 중요한 공간 정보를 파괴하는지 알아봅니다.

기본 신경망 (MLP)

기본 MLP + Xavier

46.19%

- ▶ 1차원 평탄화(Flatten) 수행 (3072개의 입력).
- ▶ 눈, 코, 입 등의 중요한 공간데이터와 위치 관계 파괴.
- ▶ 형태적 특징보다는 단순 배경색에 크게 의존하는 현상 발생.

Deep & Wide MLP

42.89%

- ▶ 파라미터 수를 약 230만 개로 대폭 증가.
- ▶ 훈련 데이터를 통째로 외워버리는 심각한 과적합(Overfitting) 초래.
- ▶ 불필요한 훈련 노이즈까지 암기하여 실제 테스트 성능은 오히려 하락.

2단계: 공간 정보의 이해 (CNN)

70.71%

고급 CNN 아키텍처

CNN의 돌파구

무작정 1차원으로 펴는 방식에서 벗어나, 이미지의 2D 공간 구조를 보존하기 위해 합성곱 신경망(CNN)을 도입했습니다.

- **Conv2D & MaxPooling:** 공간 차원을 줄이면서 핵심적인 시각적 특징(Features)을 추출합니다.
- **Batch Normalization:** 데이터의 편차를 줄이고 학습 과정을 안정화합니다.
- **Dropout (50%):** MLP에서 발생했던 심각한 과적합을 효과적으로 방지합니다.

3단계: 구조 심화 & 데이터 증강

76.33%

VGG 스타일 + 증강

실전 방어력 구축

70%의 장벽을 넘기 위해 네트워크를 더 깊게 만들고, 가혹한 훈련 조건을 의도적으로 도입했습니다.

- **Data Augmentation:** 무작위 반전, 회전, 확대를 적용하여 훈련 데이터의 형태를 다각화했습니다.
- **더 깊은 아키텍처:** 고차원적인 특징을 포착하기 위해 Conv-Cov-Pool 형태의 깊은 VGG 스타일을 적용했습니다.
- **결과:** 과적합이 완벽히 차단되었으며, 검증(Validation) 정확도가 꾸준히 상승했습니다.

4단계: 전이 학습 (Transfer Learning)

세계적 수준으로 사전 학습된 대형 모델의 "뇌(Brain)"를 빌려옵니다.

MobileNetV2의 적용

Base Model 고정 (Freeze)

80.22%

- ▶ 수백만 장의 ImageNet으로 사전 학습된 MobileNetV2 도입.
- ▶ 더 나은 인식을 위해 이미지를 3배(96x96)로 UpSampling.
- ▶ 무거운 지식을 얼려두어 매우 빠른 훈련 속도 달성 (훈련 파라미터 약 16만 개).

미세 조정 (Fine-Tuning)

82.16%

- ▶ 1단계: 새롭게 부착한 커스텀 분류기를 먼저 워밍업.
- ▶ 2단계: 극도로 낮은 Learning Rate($1e-5$)로 깊은 층의 봉인을 해제.
- ▶ 일반적인 '전문가' 모델을 CIFAR-10 환경에 맞게 완벽히 맞춤 튜닝.

5단계: 헤비급 챔피언 영입

93.90%

ResNet50V2 + 스케줄링

하드웨어 한계 돌파

약 2,300만 개의 파라미터를 가진 거대한 ResNet50V2로 아키텍처를 교체하고, 고급 학습률 제어 기법을 활용했습니다.

- **5배 UpSampling:** 32x32 원본 이미지를 160x160으로 뻗튀기하여 분석 공간 확보.
- **ReduceLROnPlateau:** 정확도가 정체될 때마다 Learning Rate를 반으로 줄여 현미경 수준의 미세 튜닝 수행.
- **이동 증강(Translation):** 상하좌우 이동 변환을 추가하여 더욱 혹독한 훈련 환경 조성.

최종 진화 (The Final Evolution)

94.38%

최신(SOTA) 기법의 융합

데이터 마스터하기

학습 소요 시간을 더 이상 늘리지 않으면서도, 현대적이고 스마트한 훈련 알고리즘을 융합하여 궁극의 정확도를 달성했습니다.

- **MixUp 증강:** 두 개의 이미지와 라벨을 반투명하게 섞어, 모델이 형태의 핵심 특징만 학습하도록 강제합니다.
- **AdamW Optimizer:** 영리한 Weight Decay를 적용하여 무거운 모델의 데이터 단순 암기를 차단합니다.
- **Label Smoothing:** 정답에 대한 모델의 과도한 확신 (자만심)을 낮춰 실전 오답률을 방어합니다.

정확도 성장 추이



감사합니다

46%에서 94.38%까지의 길고 위대한 여정이었습니다.

Q & A