

KICT 팀별 프로젝트

돌고래, 고래 딥러닝 이미지 분류

TEAM 1조 나노

이나행, 노슬기

목차

01. 프로젝트 개요

02. 프로젝트 수행 절차 및 방법

03. 프로젝트 수행 결과

04. 정리

01. 프로젝트 개요

01 프로젝트 개요

▶ 캐글 대회 이미지 대회 선정 배경

01. 다양한 딥러닝 대회 리서치

- 사운드스케이프에서 새의 울음소리 식별 - BirdCLEF 2023
- Herbarium 2020 - FGVC7
- PetFinder.my - Pawpularity Contest
- 위성에서 구름 구조를 분류 - Understanding Clouds from Satellite Images
- 글로벌 밀 탐지 - Global Wheat Detection
- Severstal: Steel Defect Detection
- Right Whale Recognition

01 프로젝트 개요

▶ 캐글 대회 이미지 대회 선정 배경

01. 다양한 딥러닝 대회 리서치

- H&M 맞춤형 패션 추천 - H&M Personalized Fashion Recommendations
- Happywhale - Whale and Dolphin Identification
- 식물 병리학 2021 - FGVC8 - Plant Pathology 2021 - FGVC8
- 카사바잎병 분류 - Cassava Leaf Disease Classification
- 디지털 이미지 내에 숨겨진 비밀 데이터 탐지 - ALASKA2 Image Steganalysis

캐글에서 최근 대회부터 6년 전 딥러닝 이미지 대회 코드 및 대회 리서치

01 프로젝트 개요

▶ 캐글 대회 이미지 대회 선정 배경

[프로젝트 주제 및 선정 배경]

기본적인 딥러닝 학습과 최근의 열린 대회로 딥러닝 기본 학습에 가장 도움이 되는 딥러닝 대회 선정

[캐글 대회 개요]

대회 URL : <https://www.kaggle.com/competitions/happy-whale-and-dolphin>

데이터 URL : <https://www.kaggle.com/competitions/happy-whale-and-dolphin/data>

대회 설명 : 사진을 통하여 고래 및 돌고래 ID 식별 자동화

01 프로젝트 개요

▶ 데이터 설명

- [폴더] test_image
테스트용 이미지 27,956장
- [폴더] train_images
학습용 이미지 51,033장
- sample_submission.csv
제출용 파일 - test_images의 이미지의 객체 ID예측(예측 필요)
- train.csv
학습용 이미지의 각 개체별 이미지 이름과 개별 아이디와 종 구분

02. 프로젝트 수행 절차 및 방법

02 프로젝트 수행 절차 및 방법

▶ 프로젝트 상세 스케줄

구분	기간	활동	비고
사전 기획	▶ 05/19(금)	▶ 프로젝트 기획 및 주제 선정 ▶ 기획안 작성	
딥러닝 기본 학습	▶ 05/20(토) ~ 05/24(수)	▶ 딥러닝 기본 학습 이론	
데이터 전처리 및 모델링	▶ 05/25(목) ~ 05/26(금)	▶ 캐글 대회 참여	
결과 정리	▶ 05/29(월) ~ 05/30(화)	▶ 모델링 및 발표자료 정리	
결과 발표	▶ 05/31(수)	▶ 결과 발표	

03. 프로젝트 수행 결과

03 프로젝트 수행 결과

▶ 프로젝트 수행 참고한 노트북

- 학습을 위해 참고한 노트북

URL1 : <https://www.kaggle.com/code/ammamassanalhajali/cnn-with-keras-stater>

URL2 : <https://www.kaggle.com/code/meetnagadia/happywhale-2022-using-cnn>

- 실제 작성 노트북

URL : <https://www.kaggle.com/code/leenahaeng/cnn-simplea-500>

03 프로젝트 수행 결과

▶ 프로젝트 수행 딥러닝 모델 - CNN

- CNN은 "Convolutional Nerural Network"의 약자로 컨볼루션 신경망이라고도 불리는 딥러닝 모델의 한 종류이다.
- 주로 이미지 인식, 컴퓨터 비전, 음성 처리 등의 영역에서 사용
- 컨볼루션 레이어(Convolutional Layer) 과 풀링 레이어(Pooling Layer)을 번갈아가며 적용하는 구조

03 프로젝트 수행 결과

▶ 사용한 딥러닝 모델 - CNN

- 컨볼루션 레이어(Convolutional Layer): 이미지와 같은 공간적인 데이터에서 특징을 추출하는 역할
- 풀링 레이어(Pooling Layer): 공간적인 정보를 줄이고 계산량을 감소시키는 역할
- 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer): 이전 계층에서 추출된 특징들을 기반으로 입력 데이터를 분류하는 역할

03 프로젝트 수행 결과

▶ 대회 평가 지표

Mean Average Precision @ 5 (MAP@5)

- MAP@5는 상위 5개 결과에 대한 평균 정밀도를 나타내므로, 값은 0부터 1까지의 범위를 가진다.
- 예를 들어, 추천 시스템에서 상위 5개의 추천 아이템을 보여줄 때, 실제로 우리가 원하는 아이템이 그 중 몇 개나 있는지 알아보는 것, 그리고 이것을 모든 사람에 대해서 평균을 내서 MAP@5 값을 구할 수 있다.

03 프로젝트 수행 결과

▶ 모델 학습 수행 후, 제출 후 평가

Mean Average Precision @ 5 (MAP@5) : **0.13794**

모델 학습을 위한 이미지 개수 : 500장

학습 이미지 사이즈 : 32, 32, 3

예측 수행 시, 테스트 이미지 개수 : 5000장

CNN 모델

Conv-pooling

Conv-pooling

03 프로젝트 수행 결과

▶ 프로젝트 모델 성능 개선

변경 내용

- 테스트 예측 수행 시, 이미지의 Batch-size를 5000에서 6000으로 변경.
- 모델에서 BatchNormalization 레이어와 Dropout 레이어를 제거.

▶ 결과

Mean Average Precision @ 5 (MAP@5) : 0.13794 -> 0.13753

03 프로젝트 수행 결과

▶ 프로젝트 모델 성능 개선

[변경 내용] 학습용 이미지 데이터를 증가

변경 내용	점수(private score)	
학습용 이미지 데이터를 500장에서 3000장으로 변경	MAP@5 : 0.13794 -> 0.13799	
학습용 이미지 데이터를 500장에서 30000장으로 변경	MAP@5 : 0.13794 -> 0.14039	

▶ 결과

학습용 이미지 데이터를 증가시키면 성능이 개선된다.

03 프로젝트 수행 결과

▶ 프로젝트 모델 성능 개선

[변경 내용] Epochs, 학습용 Batch_size 변경

변경 내용	점수(private score)	
학습용 이미지 데이터 : 30000장 Epochs 5->100로 변경 Batch_size 512 -> 128로 변경	MAP@5 : 0.14039 -> 0.14509	

▶ 결과

Epochs를 크게, Batch_size를 작게 했을때 성능이 향상 되었다.

03 프로젝트 수행 결과

▶ 변경 내용

- 학습용 이미지 사이즈를 32,32 -> 64, 64로 변경

[제출 결과]

Mean Average Precision @ 5 (MAP@5) : 0.13794 -> 0.13757

[정리]

학습용 이미지 크기가 늘어났을 때 성능이 반드시 개선되지는 않았습니다.
추후 다른 것과 함께 확인이 필요.

04. 정리

04 정리

▶ [정리]

- 학습 시, 데이터를 늘리면 성능이 개선되는 것을 확인할 수 있었다.
- 다만, 딥러닝은 데이터가 많을수록 좋지만, 학습을 위한 이미지 파일 사이즈를 크게 해도 성능이 꼭 개선되는 것은 아니었다.
- Epochs의 경우는 늘렸을때 성능이 개선 되는 것을 확인하였다.
- 딥러닝 알고리즘이 이해가 안되는 부분이 있어, 추후 학습이 필요한 부분이 있음.
- 이 후, 캐글의 새 소리 분석 대회를 참여하여 좀 더 딥러닝을 학습해 볼 계획.