PART 4

사전 훈련

1장. 텐서플로우 허브

딥러닝 & 강화학습 담당
이재화 강사

이 장에서 다룰 내용

1. 텐서플로우 허브
2. 사전 훈련 모델 불러오기 – MobileNet
3. ImageNet_V2
4. 정확도 확인

1.1 텐서플로우 허브

딥러닝이 발전함에 따라 다양한 신경망이 개발.

ResNet – 50

사용된 H/W : 8장의 P100 GPU
신경망 학습시간 : 29H

사용된 H/W : 256장의 GPU
신경망 학습시간 : 1H

좋은 성능을 보이는 신경망은 **수십, 수백개의 레이어**를 쌓은 경우가 대부분

레이어가 늘어남에 따라 **신경망을 훈련시키는 데 걸리는 시간도 함께 증가**

1.1 텐서플로우 허브

텐서플로우 2.0 불러오기

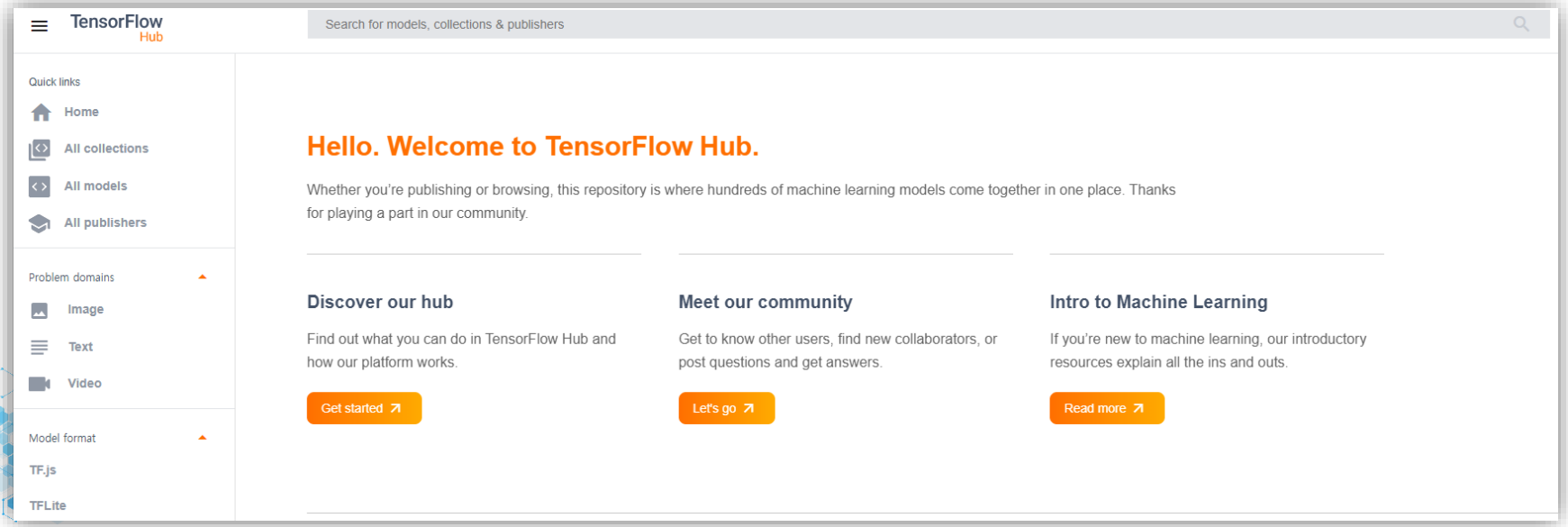
```
import tensorflow as tf
print(tf.__version__)
```

```
2.3.0
```

텐서플로 허브에서 사전훈련된 모델 불러오기

- 텐서플로우 허브 : https://tfhub.dev/

```
import tensorflow_hub as hub

mobile_net_url = "https://tfhub.dev/google/tf2-preview/mobilenet_v2/classification/2"
```



1.2 사전 훈련 모델 불러오기 – MobileNet

```
mobile_net_url = "https://tfhub.dev/google/tf2-preview/mobilenet_v2/classification/2"
model = tf.keras.Sequential([
    hub.KerasLayer(handle = mobile_net_url, input_shape = (224, 224, 3))
])
model.summary()
```

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
keras_layer (KerasLayer)     (None, 1001)              3540265
=================================================================
Total params: 3,540,265
Trainable params: 0
Non-trainable params: 3,540,265
_________________________________________________________________
```

- MobileNet_V2 : 계산 부담이 큰 합성곱 신경망을 연산 성능이 제한된 **모바일 환경에서도 작동 가능하도록 네트워크 구조를 경량화**한 구조

- ResNet-50(2,560만 개), ResNet-12(6,000만 개) 에 비해 **상대적으로 적은 파라미터 수**

1.2 사전 훈련 모델 불러오기 – MobileNet

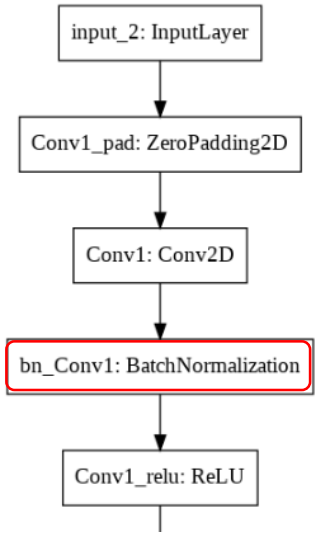
MobileNet 버전 2 - 네트워크 구조 확인

- ImageNet 데이터로 학습

  ImageNet에는 1천 종류의 이미지 존재 (0 ~ 1000)

  만약 어떠한 것도 분류되지 않는다면은 인덱스 0 반환 (background)

```
from tensorflow.keras.applications import MobileNetV2

mobilev2 = MobileNetV2()
tf.keras.utils.plot_model(mobilev2)
```

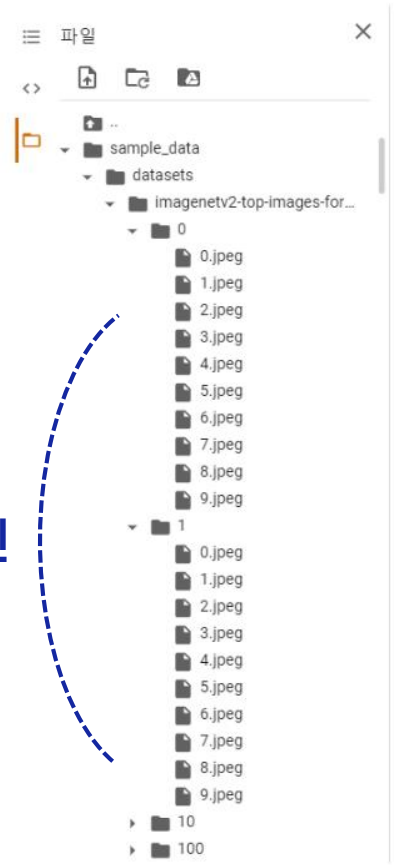


Part 4. 사전 훈련

1.3 ImageNet_V2

MobileNet 성능 평가

- ImageNet_V2를 사용하여 평가를 진행 (※ ImageNet의 데이터 중 일부만 모아놓은 것)
  - 클래스별 각 10개씩, 총 10,000만장의 사진이 포함되어 있는 TopImages 데이터 사용.
- tf.keras.utils.get_file() : 사전에 저장되어 있는 데이터를 불러올 수 있는 함수
  - extract = True : tar.gz 형식의 압축파일이 자동으로 해제되어 구글 코렙 가상머신에 저장
  - origin : 저장 경로
- pathlib.Path() : 경로 설정 함수



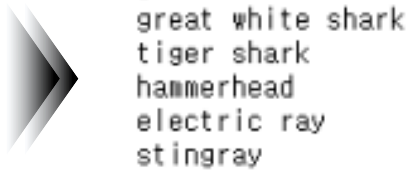
ImageNet_V2 – TopImages 이미지 확인

```
import os
import pathlib

#기본 경로설정
content_data_url = '/content/sample_data'

#데이터 불러오기
data_root_orig = tf.keras.utils.get_file(fname = 'imagenetV2', origin ='https://s3-us-west-2.amazonaws.com/imagenetv2public/imagenetv2-topimages.tar.gz', cache_dir=content_data_url, extract=True)

#데이터 저장 경로 설정
data_root = pathlib.Path(content_data_url + '/datasets/imagenetv2-top-images-format-val')
print(data_root)
```

1.3 ImageNet_V2

라벨값들의 정보 불러오기

https://storage.googleapis.com/download.tensorflow.org/data/ImageNetLabels.txt




```
#라벨 정보 불러오기
label_file = tf.keras.utils.get_file(fname='label', origin='https://storage.googleapis.com/
download.tensorflow.org/data/ImageNetLabels.txt')

#빈 객체 생성
label_text = None
#text파일 열고 '읽기모드' 설정
with open(file = label_file, mode = 'r') as f:
  #[:-1] 처음부터 끝까지 읽기. 구분 기준 '\n' #라벨 정보 불러오기
  label_file = tf.keras.utils.get_file(fname='label', origin='https://storage.googleapis.com/
                                       download.tensorflow.org/data/ImageNetLabels.txt')
  #빈 객체 생성
  label_text = None

  #text파일 열고 '읽기모드' 설정
  with open(file = label_file, mode = 'r') as f:
    #[:-1] 처음부터 끝까지 읽기.'\n' 줄바꿈 기준으로 나눔(split)
    label_text = f.read().split('\n')[:-1]

print(len(label_text))
print(label_text[:10])
print(label_text[-10:])
```

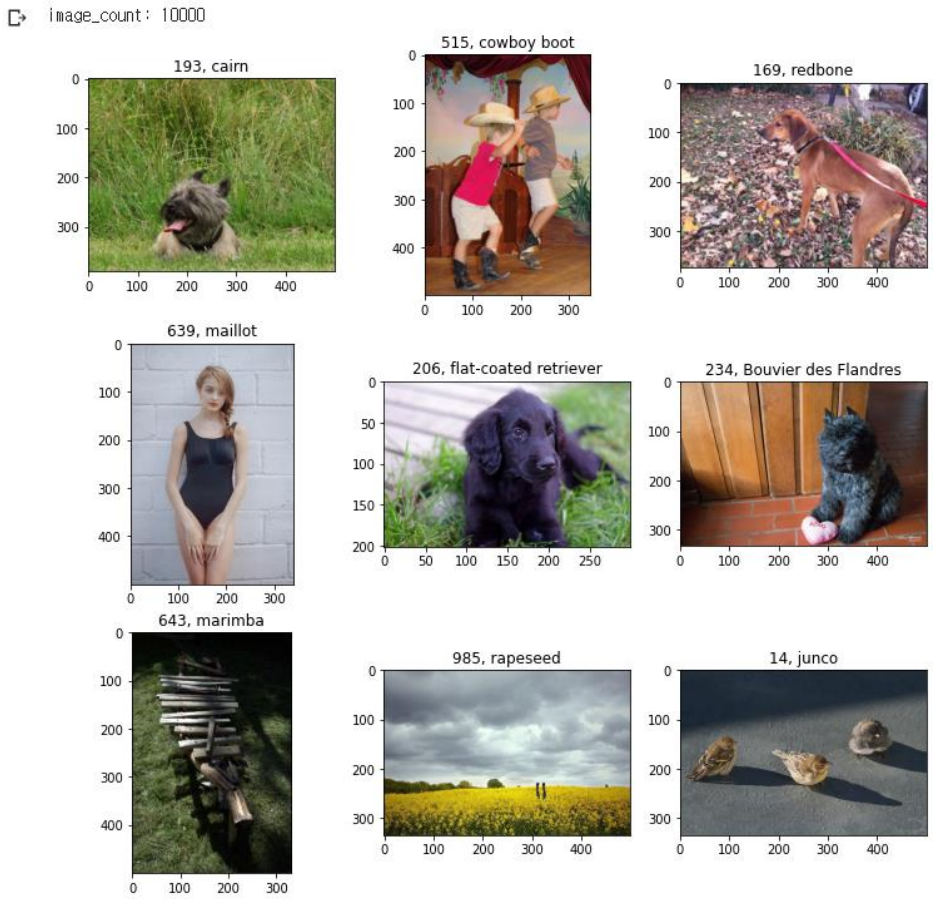
1.4 정확도 확인

이미지와 라벨링값 랜덤 출력

```
import PIL.Image as Image
import matplotlib.pyplot as plt
import random

#listdir은 해당 경로의 파일/디렉터리 이름만 가져오지만,
#glob의 경우는 탐색한 경로까지 함께 가져온다.
# '*/*'모든 경로 및 파일
all_image_paths = list(data_root.glob('*/*'))
# 위의 모든 경로 및 파일명을 문자화 시켜서 변수에 할당
all_image_paths = [str(path) for path in all_image_paths]
# 이미지를 랜덤하게 섞습니다.
random.shuffle(all_image_paths)

#이미지의 총 수 확인
image_count = len(all_image_paths)
print('image_count:', image_count)
```

1.4 정확도 확인

```
plt.figure(figsize=(12,12))

for i in range(9):
    #이미지를 랜덤으로 추출
    image_path = random.choice(all_image_paths)
    #차례로 출력
    plt.subplot(3,3,i+1)
    #plt.imshow() : 이미지 출력
    #plt.imread() : 파일 읽어오기
    # 랜덤으로 선택된 사진 출력
    plt.imshow(plt.imread(image_path))

  #첫 번째 부터 1000번째 까지의 라벨과 텍스트가 동일한 값을 갖도록 코딩
    idx = int(image_path.split('/')[-2]) + 1

    #각 사진마다 라벨링 번호 + 라벨 텍스트 출력
    plt.title(str(idx) + ', ' + label_text[idx])

    #픽셀 크기를 나타내는 축 제거('off')
    plt.axis('on')
plt.show()
```



1.4 정확도 확인

코드이해

- 하나씩 분리하여 출력하며 이해

```
idx = int(image_path.split('/')[-2]) + 1
```

```
print(image_path)
```

/content/sample_data/datasets/imagenetv2-top-images-format-val/102/5.jpeg

```
print(image_path.split('/'))
```

['', 'content', 'sample_data', 'datasets', 'imagenetv2-top-images-format-val', '102', '5.jpeg']

```
print(image_path.split('/')[-2])
```

102

```
print(int(image_path.split('/')[-2]) + 1)
```

103

Part 4. 사전 훈련
1.4 정확도 확인

MobileNet 정확도 확인

- Top - 5 정확도 : 전통적으로 ImageNet 대회에서는 신경망이 예측하는 값 중 상위 5개 이내에 데이터의 실제 분류가 포함돼 있으면 정답인정
- Top - 1 정확도 : 신경망이 예측하는 값 중 상위 1개 이내에 데이터의 실제 분류가 포함돼 있으면 정답으로 인정
- 최초의 MobileNet 버전의 Top - 5 : 89.9% / Top - 1 : 70.9%
- (※ 참고 문헌 : http://bit.ly/2kzUU1F)

```
import cv2
import numpy as np

#빈 객체 생성
top_1 = 0
top_5 = 0

# all_image_paths에 저장되어 있는 경로를 하나씩 불러오며 반복
for image_path in all_image_paths[0:100]:
    #cv2.imread() : 사진 읽어들이기
    img = cv2.imread(image_path)
    #cv2.resize() : 사진 크기 재조정 (픽셀 통일)
    img = cv2.resize(img, dsize=(224, 224))
    # 최소 최대 정규화
    img = img / 255.0
    #np.expand_dims( axis = 0 ) : 첫 번째 차원 추가 → 채널 추가
    img = np.expand_dims(img, axis=0)
```

1.4 정확도 확인

```
    #예측값에 대한 순위 정보[0]를, argsort()로 index 정렬(오름차순)
    #[::-1] Extended Slices 기법으로 내림차순으로 변경, [:5] 그 중 top 5개
    top_5_predict = model.predict(img)[0].argsort()[::-1][:5]
    #라벨링 번호 도출
    idx = int(image_path.split('/')[-2])+1

#신경망은 반복문을 타고 넘어온 n번째 img를 가지고 예측을 수행해서 5개의 TOP 후보(top_5_predict)를 추렸습니다.
    #만약 이 n번째 img가 신경망이 가장 높게 예측한 후보 5개 안에 들어있다면은,
    if idx in top_5_predict:
        # top_5 에 1 추가
        top_5 += 1
        # 또 만약에 가장 높게 예측한 것[0]과 idx과 같다면은
        if top_5_predict[0] == idx:
            #top_1 에 1을 추가
            top_1 += 1

#최종 출력
# 정확하게 예측한 경우 / 전체 사진 수
print('TOP - 5 정확성 :', top_5 / len(all_image_paths) * 100, '%')
print('TOP - 1 정확성 :', top_1 / len(all_image_paths) * 100, '%')
```

```
TOP - 5 정확성 : ? %
TOP - 1 정확성 : ? %
```

Part 4. 사전 훈련
1.4 정확도 확인

MobileNet의 분류 및 실제 결과 확인

- softmax 개선식 활용
  - overflow문제 해결
  - 0 나눗셈 문제 해결

$$y_i = \frac{e^{x_i}}{e^{x_1} + e^{x_2} + \cdots + e^{x_n}}$$

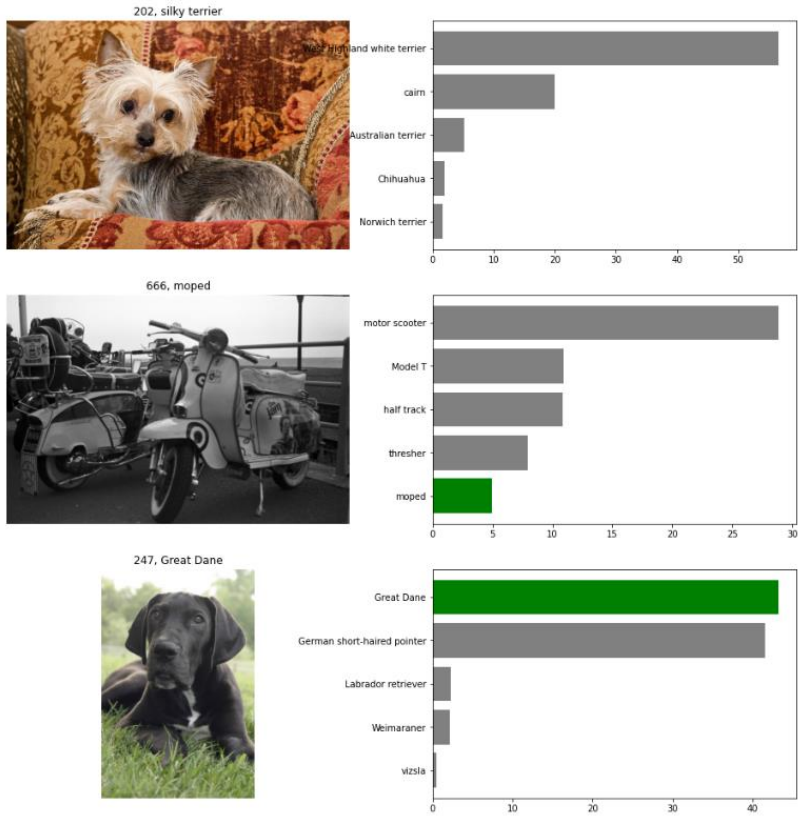
(일반식 : 계산과정에서 오류 발생)

$$y_i = \frac{e^{x_i - x_k}}{e^{x_1 - x_k} + e^{x_2 - x_k} + \cdots + e^{x_n - x_k}}$$

(변형식)

```
plt.figure(figsize=(16,16))

#softmax 개선식 적용
def softmax(x):
    max_elem = np.max(x)
    diff = (x - max_elem)
    exp = np.exp(diff)
    sum_exp = np.sum(exp)
    probs = (exp / sum_exp)
    return probs
```

 # 최종 결과물



1.4 정확도 확인

```
#3개에 대한 결과 표시
for c in range(3):
    image_path = random.choice(all_image_paths)

    # 이미지 표시 (행,열, 1,3,5 )
    plt.subplot(3,2,c*2+1)
    # 이미지 출력
    plt.imshow(plt.imread(image_path))
    # 이미지 번호 변수화
    idx = int(image_path.split('/')[-2]) + 1
    # 번호 + 라벨링 출력
    plt.title(str(idx) + ', ' + label_text[idx])
    plt.axis('off')

    # 예측값 표시 (행, 열, 2,4,6)
    plt.subplot(3,2,c*2+2)
    #이미지 읽어들이기
    img = cv2.imread(image_path)
    #이미지 크기 통일
    img = cv2.resize(img, dsize=(224, 224))
    #이미지 정규화
    img = img / 255.0
    #차원 추가
    img = np.expand_dims(img, axis=0)
```

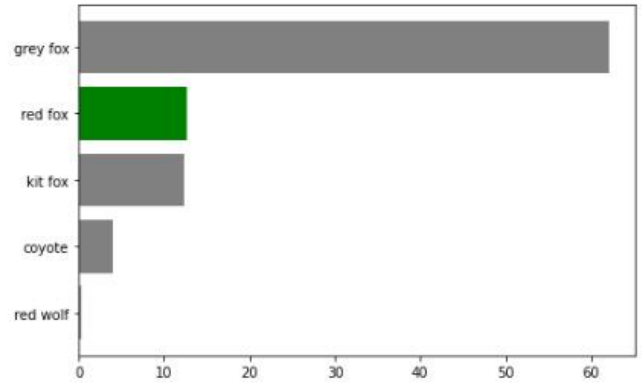
1.4 정확도 확인

```
# MobileNet을 이용한 예측한 값을 logit값으로 저장
logits = model.predict(img)[0]
#softmax()를 활용하여 예측 확률 출력
prediction = softmax(logits)

# 가장 높은 확률의 예측값 5개를 뽑음
top_5_predict = prediction.argsort()[::-1][:5]
# 신경망 예측 결과인 top_5_predict(숫자)를 가지고 라벨링 명으로 변환
labels = [label_text[index] for index in top_5_predict]
color = ['gray'] * 5

#idx가 예측값안에 있다면
if idx in top_5_predict:
    #top_5_predict를 tolist()리스트화 시키고, 그 안에있는 idx를 인덱스화 시켜준다음 'x색'을 바꿔준다.
    color[top_5_predict.tolist().index(idx)] = 'green'
# Extended Slices으로 내림차순으로 변경 즉, 가장 상단에 'x색'이 오도록
color = color[::-1]
#plt.barh() : 가로막대 그리기
plt.barh(range(5), prediction[top_5_predict][::-1] * 100, color=color)
#plt.yticks() : y축의 '틱' 정보 표시
plt.yticks(range(5), labels[::-1])
```

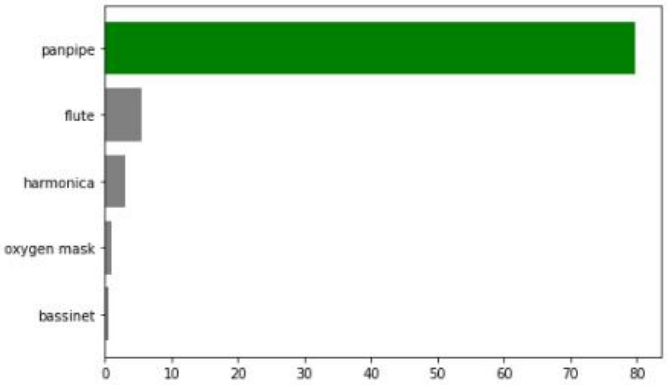
Part 4. 사전 훈련

1.4 정확도 확인

278, red fox



700, panpipe



909, wing