Chapter 11
사전학습 모델

참고) Goolge Colab TPU 사용방법

1. Colab에서 TPU를 선택하기

Colab에서 런타임 > 런타임 유형 변경 > 하드웨어 가속기 에서 'TPU' 선택

TPU는 GPU와 달리 선택한다고 해서 바로 사용할 수 없다. 별도의 코드로 추가 설정을 해 줘야 TPU 사용이 가능하다.

2. TPU 초기화 하기

아래 코드를 실행해서 TPU를 초기화 한다.

```
import tensorflow as tf
import os

resolver = tf.distribute.cluster_resolver.TPUClusterResolver(tpu='grpc://' + os.environ['COLAB_TPU_ADDR'])

tf.config.experimental_connect_to_cluster(resolver)
tf.tpu.experimental.initialize_tpu_system(resolver)
```

3. TPU strategy(분산처리 전략) 세팅

tf.distribute.Strategy는 모델, 훈련 코드를 분산처리로 할 수 있게 해준다.

```
strategy = tf.distribute.TPUStrategy(resolver)
```

TPU 사용방법 안내 출처: https://wikidocs.net/119990

참고) Goolge Colab TPU 사용방법

4. 딥러닝 모델 컴파일
TPU 쓸 때는 딥러닝 모델 컴파일 할 때도 추가 코드가 필요하다. 모델 컴파일을 위해 create_model() 이라는 함수를 만들자.
그리고 이 함수 내부에서 모델 구조를 정의하자.
아래는 예시다.

```
def create_model():
  return tf.keras.Sequential(
      [tf.keras.layers.Conv2D(256, 3, activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)),
       tf.keras.layers.Conv2D(256, 3, activation='relu'),
       tf.keras.layers.Flatten(),
       tf.keras.layers.Dense(256, activation='relu'),
       tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
       tf.keras.layers.Dense(10)])
```

모델 컴파일 할 때는 with stragegy.scope(): 다음에 들여쓰기 하고, create_model() 함수를 호출하는 식으로 모델 컴파일 한다. 곧, strategy.scope 내에서 모델을 컴파일 한다.

```
with strategy.scope():
  model = create_model()
  model.compile(optimizer='adam',
                loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
                metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
```

TPU 사용방법 안내 출처: https://wikidocs.net/119990

사전학습 모델

사전학습 모델: 특정 목적을 가지고, 대규모 데이터로 미리 학습시켜 놓은 모델을 사전학습 모델 이라고 한다.

✓ 이번 실습에서는 다양한 클래스의 이미지로 구성된 ImageNet 데이터로 사전학습 된 합성곱 기반 모델들을 가지고 사전학습 모델에 대해 실습할 것이다.

ImageNet

사전학습하기 위한 훈련 데이터

데이터 전처리 위한 모드 설정

VGG16, VGG19, ResNet — mode='caffe'

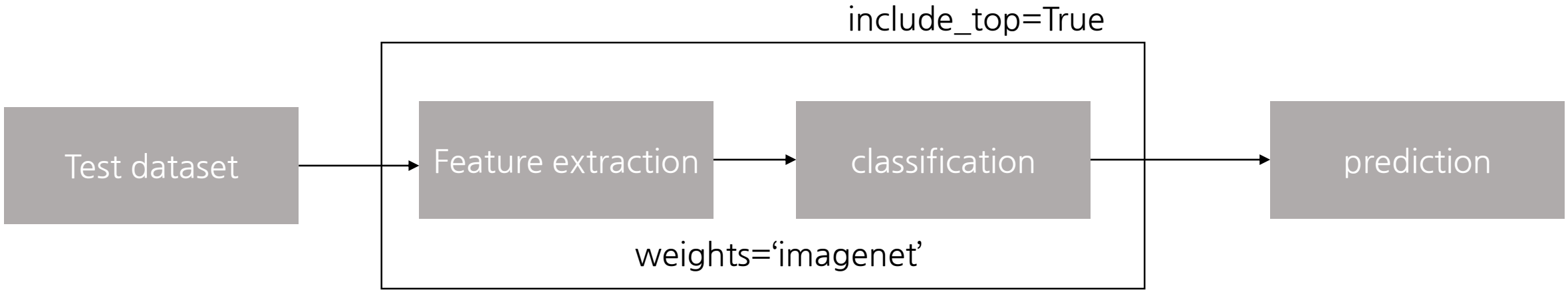
ResNet50V2, InceptionV3, InceptionResNetV2, Xception — mode='tf'

- 2만 개 이상의 클래스
- 총 14,197,122 장의 이미지로 구성된 이미지 데이터셋

사전학습 모델

- 사전학습 모델에서 include_top=True 이면, 분류를 위한 완전 연결층을 포함한 모델을 생성하고, weights='imagenet' 을 주면 imagenet 데이터로 사전학습 해서 얻어낸 가중치를 받아와서 사용할 수 있다.
- 이미 학습된 가중치들이기 때문에, 별 다른 추가 학습 없이 imagenet의 1,000 개 테스트 이미지 데이터를 분류할 수 있다.

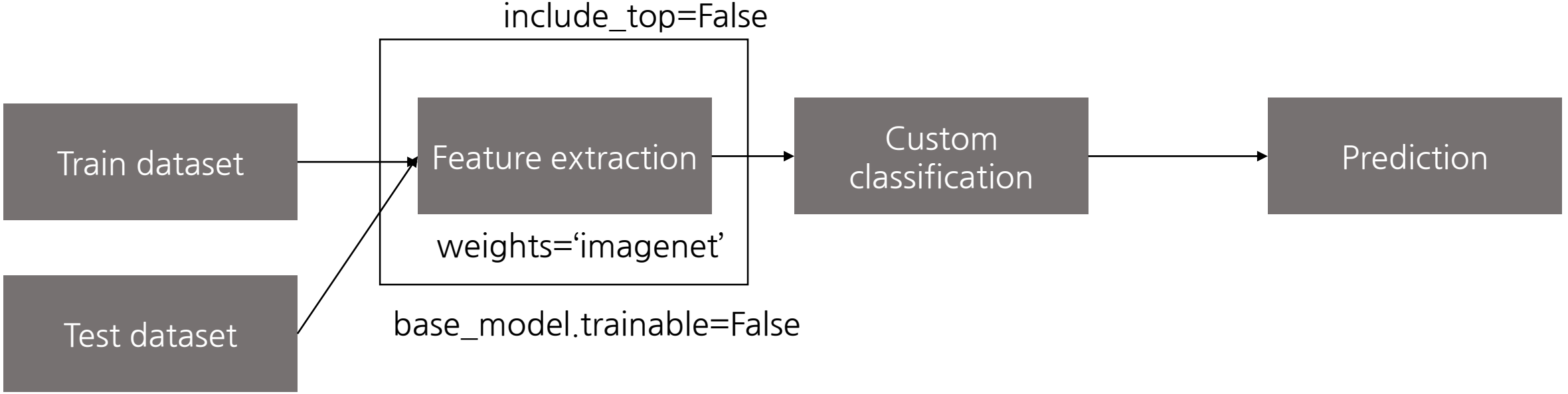
<사전학습된 합성곱 신경망>



사전학습 모델

- 만약 include_top=False 이면, 특징추출 부분은 포함하고(합성곱 층 만 포함), 분류를 위한 완전 연결층은 포함하지 않은 기본모델을 생성한다.
- 한편 기본 모델은 사전학습 된 imagenet 가중치를 사용하고, 완전 연결층 여러 개를 기본 모델에 붙인 다음, base_model.trainable=False 로 줘서 기본 모델의 imagenet 가중치를 동결할 수 있다.
- 이후 사용자의 훈련 데이터로 완전 연결층의 가중치만 학습해서 모델 생성하는 방법을 '전이학습(Transfer Learning)' 이라고 한다.

〈사전학습된 합성곱 신경망: 전이학습〉



사전학습 모델1: VGG 모델

✓ VGG 모델 시리즈는 합성곱 신경망(CNN) 모델의 일종이다.

VGG16 모델 구성:
- 총 16개 가중치 층(합성곱 층, 완전 연결층)으로 구성
- 합성곱 층 총 13 개 (커널 사이즈=(3,3), 슬라이드 =(1,1))
- 완전 연결층 총 3개
- 풀링, 평탄화 층까지 포함한 모델 총 깊이는 23 층이다.

VGG19 모델 구성:
- VGG16 에 3개의 합성곱 층이 추가된 형태다.
- 따라서 모델 총 깊이는 26 층이다.

- VGG 모델은 224*224 사이즈, RGB 3개 채널로 구성된 이미지를 입력 데이터로 받는다.
- VGG 모델의 전처리 함수 preprocess_input() 은 mode = 'caffe' 가 기본 세팅이다. mode = 'caffe' 로 세팅하면 이미지의 채널 순서를 RGB 순에서 BGR 순으로 바꾸어 준다.

사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 데이터 전처리

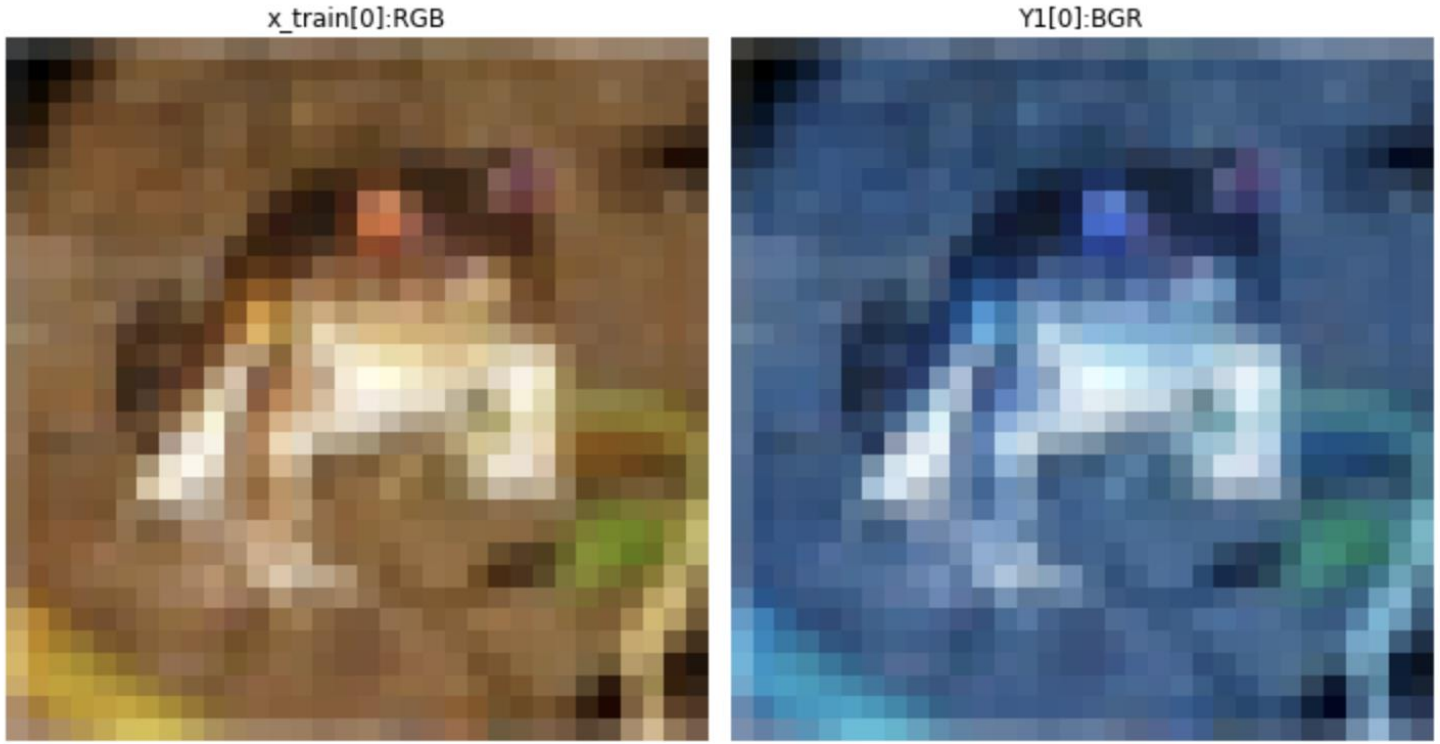
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.datasets import cifar10
##from tensorflow.keras.applications.vgg16 import preprocess_input
from tensorflow.keras.applications.imagenet_utils  import preprocess_input

#1: RGB
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar10.load_data()
x_train = x_train.astype('float32') # (50000, 32, 32, 3)

#2: default mode 'caffe' style, BGR
X = x_train.copy()
Y1 = preprocess_input(X)
del X  # 메모리 삭제

#5: display image: x_train[0,:,:,:], Y1[0,:,:,:]
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 6))
##ax[0].imshow(x_train[0,:,:,:]/255.0)
ax[0].imshow(x_train[0,:,:,:].astype(np.uint8))
ax[0].set_title("x_train[0]:RGB")
ax[0].axis("off")

mean = np.array([103.939, 116.779, 123.68], dtype=np.float32) # ImageNet
Y1 +=mean
##ax[1].imshow(Y1[0,:,:,:]/255.0)
ax[1].imshow(Y1[0,:,:,:].astype(np.uint8))
ax[1].set_title("Y1[0]:BGR")
ax[1].axis("off")
fig.tight_layout()
plt.show()
```

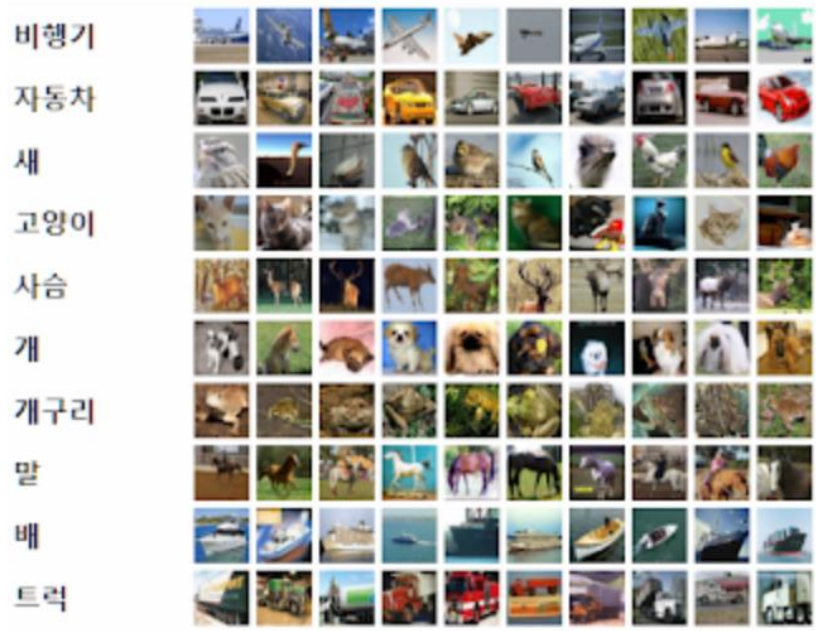
사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 데이터 전처리

1. #1 에서 다양한 클래스로 구성된 이미지 데이터인 CIFAR-10 데이터셋을 로드한다. *(CIFAR-10과 CIFAR-100이 있으며, - 숫자 는 데이터셋 구성하는 클래스 수 의미한다.)*
   한편, tf.keras.applications.imagenet_utils 에서 preprocess_input() 을 import 한다. preprocess_input() 함수는
   입력 이미지의 채널 순서를 RGB 에서 BGR 순으로 변경하는 식으로 이미지를 전처리 한다.

2. #5는 같은 이미지에 대해서 채널 순서가 RGB 일 때 와 BGR 일 때 어떻게 다른 지 시각화 한다.





CIFAR-10 데이터 예시

사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 사전학습 가중치 이용한 분류(Classification)

```
ref1:
https://github.com/fchollet/deep-learning-models/releases/download/v0.1/vgg16_weights_tf_dim_ordering_tf_kernels.h5
ref2: # https://keras.io/applications/
'''
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.applications import VGG16
from tensorflow.keras.applications.vgg16 import preprocess_input, decode_predictions
#from tensorflow.keras.applications.imagenet_utils  import preprocess_input, decode_predictions
from tensorflow.keras.preprocessing import image # pip install pillow

#1:
##import tensorflow as tf
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2:
##W = 'C:/Users/user/.keras/models/vgg16_weights_tf_dim_ordering_tf_kernels.h5'
model = VGG16(weights='imagenet', include_top=True) # weights= W # VGG16 모델에 사전학습된 imagenet 가중치 불러오기
model.summary() # include_top=True 통해서 특징 추출 합성곱 층 아래에 완전연결 층 붙이기

#3: predict an image
img_path = './DATA/elephant.jpg' # './data/dog.jpg'
img = image.load_img(img_path, target_size=(224, 224))
x = image.img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x, axis=0)  # (1, 224, 224, 3)
x = preprocess_input(x) # mode='caffe'
output = model.predict(x)

#3-1: (class_name, class_description, score)
print('Predicted:', decode_predictions(output, top=5)[0])
# decode_predictions 는 예측 결과 중에 최상위 5개(top=5) 항목 반환한다.


#4: display image and labels
plt.imshow(img)
plt.axis("off")
plt.show()
```

사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 사전학습 가중치 이용한 분류 결과

```
_________________________________________________________________
1/1 [==============================] - 0s 305ms/step
Predicted: [('n02504013', 'Indian_elephant', 0.92946446), ('n02437312', 'Arabian_camel', 0.04909885), ('n01871265', 'tusker',
0.011825692), ('n02504458', 'African_elephant', 0.009556593), ('n02408429', 'water_buffalo', 1.7870392e-05)]
```

✓ decode_predictions() 를 사용하면 top= 에 주어진 값 갯수 만큼 모델의 최상위 예측 결과를 반환한다.

- 위 코끼리 이미지에 대해서 Indian_elephant, Arabian_camel, Tusker, African_elephant, 그리고 water_buffalo 순으로 모델이 분류한 것을 관찰할 수 있다.

사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 모델 구조만 사용해서, CIFAR-10 학습하기

```python
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.datasets import cifar10 # cifar10 데이터셋 로드
from tensorflow.keras.applications.vgg16 import preprocess_input, VGG16
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar10.load_data() # 데이터 로드
x_train = x_train.astype('float32') # (50000, 32, 32, 3) # 훈련 데이터 각 값을 실수 형태로 변환
x_test  = x_test.astype('float32')  # (10000, 32, 32, 3)

# one-hot encoding
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train) # 레이블 값 원핫 인코딩 벡터로 변환
y_test = tf.keras.utils.to_categorical(y_test)

#3: preprocessing, 'caffe', x_train, x_test: BGR
x_train= preprocess_input(x_train) # 훈련 데이터 전처리: 채널 순서를 RGB 에서 BGR 로 변경
x_test = preprocess_input(x_test)

#4: VGG16 에서, 사전학습된 가중치 사용하지 않음. 모델 전체 틀만 가져온다.
# include_top = True 사용해서 완전연결 층 붙인 상태로 모델 로드한다.
# 분류할 클래스 갯수 = 10 개
# Input 의 shape = (32, 32, 3) 32*32 이미지, RGB 3차원
model = VGG16(weights=None, include_top=True, classes=10, input_shape=(32,32,3))
model.summary()
```

```python

#5: train and evaluate the model
opt = tf.keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.001)
model.compile(optimizer=opt, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
ret = model.fit(x_train, y_train, epochs=100, batch_size=400,
                validation_split=0.2, verbose=0) #callbacks = [cp_callback]
train_loss, train_acc = model.evaluate(x_train, y_train, verbose=1)
test_loss, test_acc = model.evaluate(x_test,  y_test, verbose=1)

#6: plot accuracy and loss
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 6))
ax[0].plot(ret.history['loss'],  "g-")
ax[0].set_title("train loss")
ax[0].set_xlabel('epochs')
ax[0].set_ylabel('loss')

ax[1].plot(ret.history['accuracy'],     "b-", label="train accuracy")
ax[1].plot(ret.history['val_accuracy'], "r-", label="val accuracy")
ax[1].set_title("accuracy")
ax[1].set_xlabel('epochs')
ax[1].set_ylabel('accuracy')
plt.legend()
fig.tight_layout()
plt.show()
```

- Imagenet 으로 사전학습된 가중치 사용하지 않고, 모델 구조 만 가져와서 from the scratch로 처음부터 학습시키자.

사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 전이학습(Transfer Learning) 통해 CIFAR-10 분류하기

```python
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.datasets import cifar10
from tensorflow.keras.layers   import Input, Dense, Flatten
from tensorflow.keras.applications.vgg16 import preprocess_input, VGG16
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar10.load_data()
x_train = x_train.astype('float32') # (50000, 32, 32, 3)
x_test  = x_test.astype('float32')  # (10000, 32, 32, 3)

# one-hot encoding
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train) # 레이블 값 원핫 인코딩 벡터로 변환
y_test  = tf.keras.utils.to_categorical(y_test)

# preprocessing, 'caffe', x_train, x_test: BGR
x_train = preprocess_input(x_train)
x_test = preprocess_input(x_test)

#3: resize_layer
inputs = Input(shape=(32, 32, 3))
resize_layer = tf.keras.layers.Lambda(lambda img: tf.image.resize(img,(224, 224)))(inputs)
# 32*32*3 shape 이미지를 input으로 받아서, 224*224*3 shape 으로 변환

#4: imagenet으로 사전학습된 가중치 불러오고, 완전연결 층은 붙이지 않는다. 곧, 합성곱 기반의 특징추출 층만 부른다.
vgg_model = VGG16(weights='imagenet', include_top= False,
                  input_tensor= resize_layer) # input_tensor= inputs, 224*224 사이즈 이미지를 input으로.
vgg_model.trainable=False # 특징 추출하는 backbone 부분 가중치 동결한다.

#4-1: output: classification
x = vgg_model.output # 특징 추출 층의 output. 곧, 합성곱 층 통과하면서 추출된 특징들을 x에 저장한다.
x = Flatten()(x)  # 224*224 차원 벡터로 변환 후 x에 저장한다.
x = Dense(1024, activation='relu')(x) # x를 완전 연결 층에 넣는다.
outs  = Dense(10, activation='softmax')(x) # 모델의 최종 출력이 outs 에 저장된다.
model = tf.keras.Model(inputs=inputs, outputs=outs)
model.summary()
```

```python
#5: train and evaluate the model
filepath = "RES/ckpt/4404-model.h5"
cp_callback = tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint(
                filepath, verbose=0, save_best_only=True)
opt = tf.keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.001)
model.compile(optimizer=opt, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
ret = model.fit(x_train, y_train, epochs=30, batch_size= 64,
                validation_split=0.2, verbose=0, callbacks = [cp_callback])
train_loss, train_acc = model.evaluate(x_train, y_train, verbose=2)
test_loss, test_acc = model.evaluate(x_test,  y_test, verbose=2)

#6: plot accuracy and loss
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 6))
ax[0].plot(ret.history['loss'],  "g-")
ax[0].set_title("train loss")
ax[0].set_xlabel('epochs')
ax[0].set_ylabel('loss')

ax[1].set_ylim(0, 1.1)
ax[1].plot(ret.history['accuracy'],     "b-", label="train accuracy")
ax[1].plot(ret.history['val_accuracy'], "r-", label="val accuracy")
ax[1].set_title("accuracy")
ax[1].set_xlabel('epochs')
ax[1].set_ylabel('accuracy')
plt.legend(loc='lower right')
fig.tight_layout()
plt.show()
```

사전학습 모델1: VGG 모델

VGG모델: 전이학습(Transfer Learning) 통해 CIFAR-100 분류하기

```python
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.datasets import cifar100
from tensorflow.keras.layers   import Input, Dense, Flatten, GlobalAveragePooling2D
from tensorflow.keras.applications.vgg16 import preprocess_input, VGG16
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar100.load_data() # 'fine'

# one-hot encoding
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train)
y_test  = tf.keras.utils.to_categorical(y_test)

# preprocessing, 'caffe', x_train, x_test: BGR
x_train = preprocess_input(x_train)
x_test = preprocess_input(x_test)

#3: resize_layer
inputs = Input(shape=(32, 32, 3))
resize_layer = tf.keras.layers.Lambda(lambda img: tf.image.resize(img,(224, 224)))(inputs)

#4:
vgg_model = VGG16(weights='imagenet', include_top= False,
                  input_tensor= resize_layer) # input_tensor= inputs
vgg_model.trainable=False

#4-1: output: classification
x = vgg_model.output
x = Flatten()(x)   # x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(1024, activation='relu')(x)
outs  = Dense(100, activation='softmax')(x)
model = tf.keras.Model(inputs=inputs, outputs=outs)
##model.summary()
```

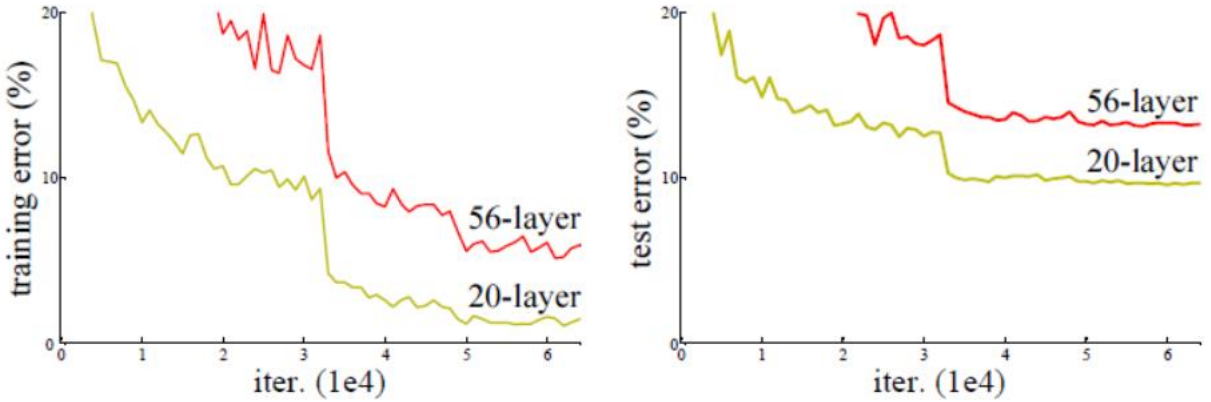
```python
#5: train and evaluate the model
filepath = "RES/ckpt/4505-model.h5"
cp_callback = tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint(
                filepath, verbose=0, save_best_only=True)
opt = tf.keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.001)
model.compile(optimizer=opt, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
ret = model.fit(x_train, y_train, epochs=30, batch_size=32,
                validation_split=0.2, verbose=0, callbacks = [cp_callback])
##y_pred = model.predict(x_train)
##y_label = np.argmax(y_pred, axis = 1)
##C = tf.math.confusion_matrix(np.argmax(y_train, axis = 1), y_label)
train_loss, train_acc = model.evaluate(x_train, y_train, verbose=2)
test_loss, test_acc = model.evaluate(x_test,  y_test, verbose=2)

#6: plot accuracy and loss
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 6))
ax[0].plot(ret.history['loss'],  "g-")
ax[0].set_title("train loss")
ax[0].set_xlabel('epochs')
ax[0].set_ylabel('loss')

ax[1].set_ylim(0, 1.1)
ax[1].plot(ret.history['accuracy'],     "b-", label="train accuracy")
ax[1].plot(ret.history['val_accuracy'], "r-", label="val accuracy")
ax[1].set_title("accuracy")
ax[1].set_xlabel('epochs')
ax[1].set_ylabel('accuracy')
plt.legend(loc='lower right')
fig.tight_layout()
plt.show()
```

- trainable = True 로 설정하면 backbone의 가중치에도 학습이 반영되면서 합성곱 층 가중치를 '미세조정(Fine-tuning)' 할 수 있다.
- 가중치를 미세 조정 할 때는 학습률을 보다 작게 설정한다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

✓ ResNet 모델: CNN 모델의 일종으로, 총 152개 층으로 구성되어 있다.
✓ ResNet 모델은 신경망이 깊어졌을 때 성능이 떨어지는 문제와, 가중치 소실을 해결한 모델이란 점에서 의의가 있다.

- 이론 상, 딥러닝 모델은 층이 깊어질 수록 training 데이터에 대해 특징들을 많이, 세밀하게 보게 되므로, 성능이 향상될 것이란 기대가 있다.
- 하지만, ResNet의 개발자들은 딥러닝 모델이 층을 무조건 많이 쌓는다고 해서 성능이 향상되지 않는다는 사실을 발견했다. 오히려, 상대적으로 얕은 신경망 모델보다, 깊은 신경망 모델에서 성능이 떨어지는 현상을 발견했다.



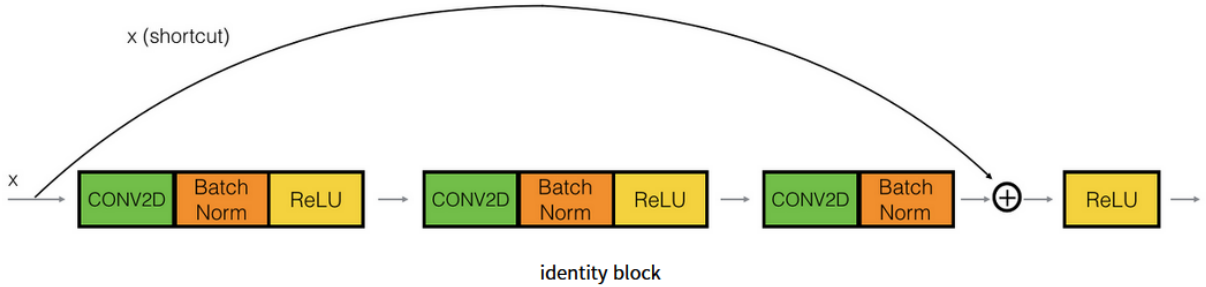
➢ 위 실험 결과를 보면 56개 층을 썼을 때, 20개 층을 썼을 때 보다 성능이 더 안 좋게 나온 것을 볼 수 있다.
ResNet의 개발자들은 이런 현상을 방지하면서 동시에 가중치 소실 문제를 해결할 방법으로, ResNet 을 제안했다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet 모델 구조

➢ ResNet 모델은 Identity block과 Convolution block 두 가지 Block 을 쌓은 형태다.

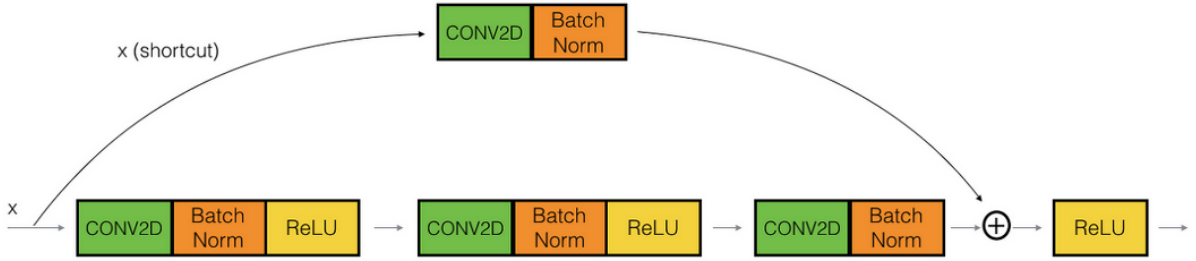
❖ Identity block



identity block

Identity block은 여러 가중치 층의 output에 입력 x 를 그대로 더해준다.

❖ Convolution block

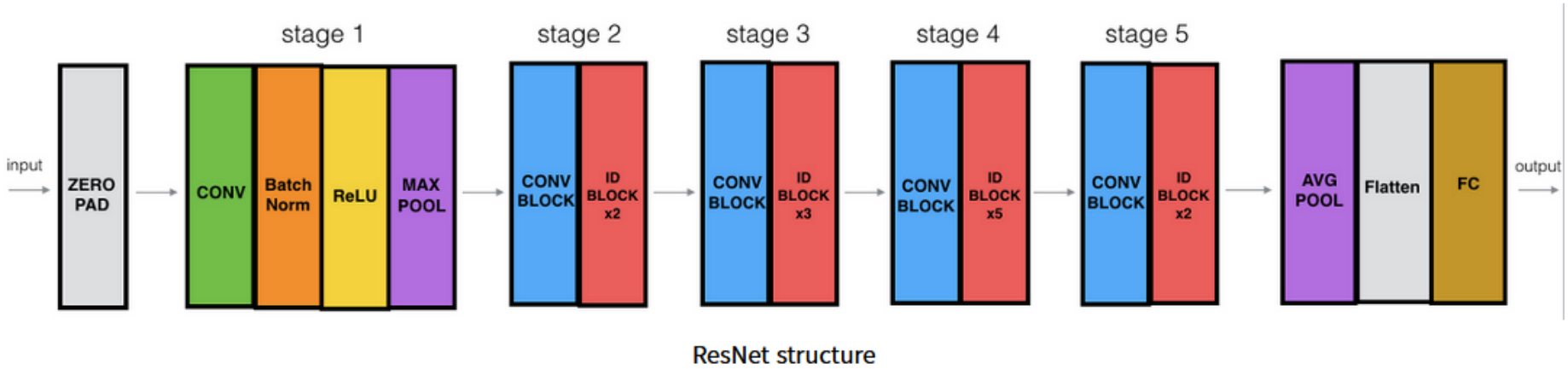


convolution block

Convolution block은 여러 가중치 층의 output과 입력 x에 1*1 합성곱 취한 것을 더한다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet 모델 구조



ResNet structure

- ResNet 모델은 위 두 가지 block을 위와 같은 방식으로 쌓아서 구성한다.
- Convolution block과 Identity block 두 가지를 교차해 가며 쌓은 구조임을 확인할 수 있다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet: 사전학습 가중치를 이용한 분류

```python
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.applications import ResNet50
from tensorflow.keras.applications.resnet import preprocess_input, decode_predictions
#from tensorflow.keras.applications.imagenet_utils import preprocess_input
from tensorflow.keras.preprocessing import image # pip install pillow

#1:
##import tensorflow as tf
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2:
##W = 'C:/Users/user/.keras/models/resnet50_weights_tf_dim_ordering_tf_kernels.h5'
model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=True) # weights= W
model.summary()

#3: predict an image
#3-1
img_path = './DATA/dog.jpg' # './data/elephant.jpg' # './data/dog.jpg'
# img_path 에서 이미지 224*224 사이즈로 가져오기
img = image.load_img(img_path, target_size=(224, 224))
# 이미지를 넘파이 배열로 변환하기
x = image.img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x, axis=0) # (1, 224, 224, 3), 배치차원 추가하기
x = preprocess_input(x) # 이미지 전처리 하기 (BGR) 순으로 채널 순서 변경
output = model.predict(x) # 모델 예측하기

#3-2: (class_name, class_description, score)
top5 = decode_predictions(output, top=5)[0]
print('Top-5 predicted:', top5)
#direct Top-1, and Top-5, ref[4502]

#4: display image and labels
plt.imshow(img)
plt.title(top5[0][1])
plt.axis("off")
plt.show()
```

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet50: 사전학습 가중치를 이용한 분류 결과

```
_________________________________________________________________
1/1 [==============================] - 1s 988ms/step
Top-5 predicted: [('n02110063', 'malamute', 0.4726331), ('n02109961', 'Eskimo_dog', 0.2027256), ('n0
2110185', 'Siberian_husky', 0.08145712), ('n02088094', 'Afghan_hound', 0.039353408), ('n03218198', '
dogsled', 0.034458976)]
```

➢ 주어진 이미지에 대해, 모델이 ‘malamute’ 에 대해 가장 높은 확률을 부여한 것을 확인할 수 있다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet50V2: 사전학습 가중치를 이용한 분류

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.applications import ResNet50V2
from tensorflow.keras.applications.resnet_v2 import preprocess_input,decode_predictions
from tensorflow.keras.preprocessing import image # pip install pillow
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##import tensorflow as tf
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2:
##W = 'C:/Users/user/.keras/models/resnet50v2_weights_tf_dim_ordering_tf_kernels.h5'
model = ResNet50V2(weights='imagenet', include_top=True) # weights= W
model.summary()

#3: predict an image
#3-1:
img_path = './DATA/elephant.jpg' # './data/dog.jpg'
img = image.load_img(img_path, target_size=(224, 224))
x = image.img_to_array(img)
x = np.expand_dims(x, axis=0) # (1, 224, 224, 3)
x = preprocess_input(x)
##x = tf.keras.applications.imagenet_utils.preprocess_input(x, mode='tf')
output = model.predict(x)

#3-2: (class_name, class_description, score)
top5 = decode_predictions(output, top=5)[0]
print('Top-5 predicted:', top5)
#direct Top-1, and Top-5, ref[4502]

#4: display image and labels
plt.imshow(img)
plt.title(top5[0][1])
plt.axis("off")
plt.show()
```

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet50V2: 사전학습 가중치를 이용한 분류

```
_________________________________________________________________________________________________
1/1 [==============================] - 1s 1s/step
Top-5 predicted: [('n02504013', 'Indian_elephant', 0.9769355), ('n02504458', 'African_elephant', 0.0
11323931), ('n01871265', 'tusker', 0.0076959813), ('n02437312', 'Arabian_camel', 0.0036789305), ('n0
1704323', 'triceratops', 0.0003181935)]
```

➢ 주어진 이미지에 대해, 모델이 ‘Indian elephant’ 에 대해 가장 높은 확률을 부여한 것을 확인할 수 있다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet50 전이학습: CIFAR-10 분류

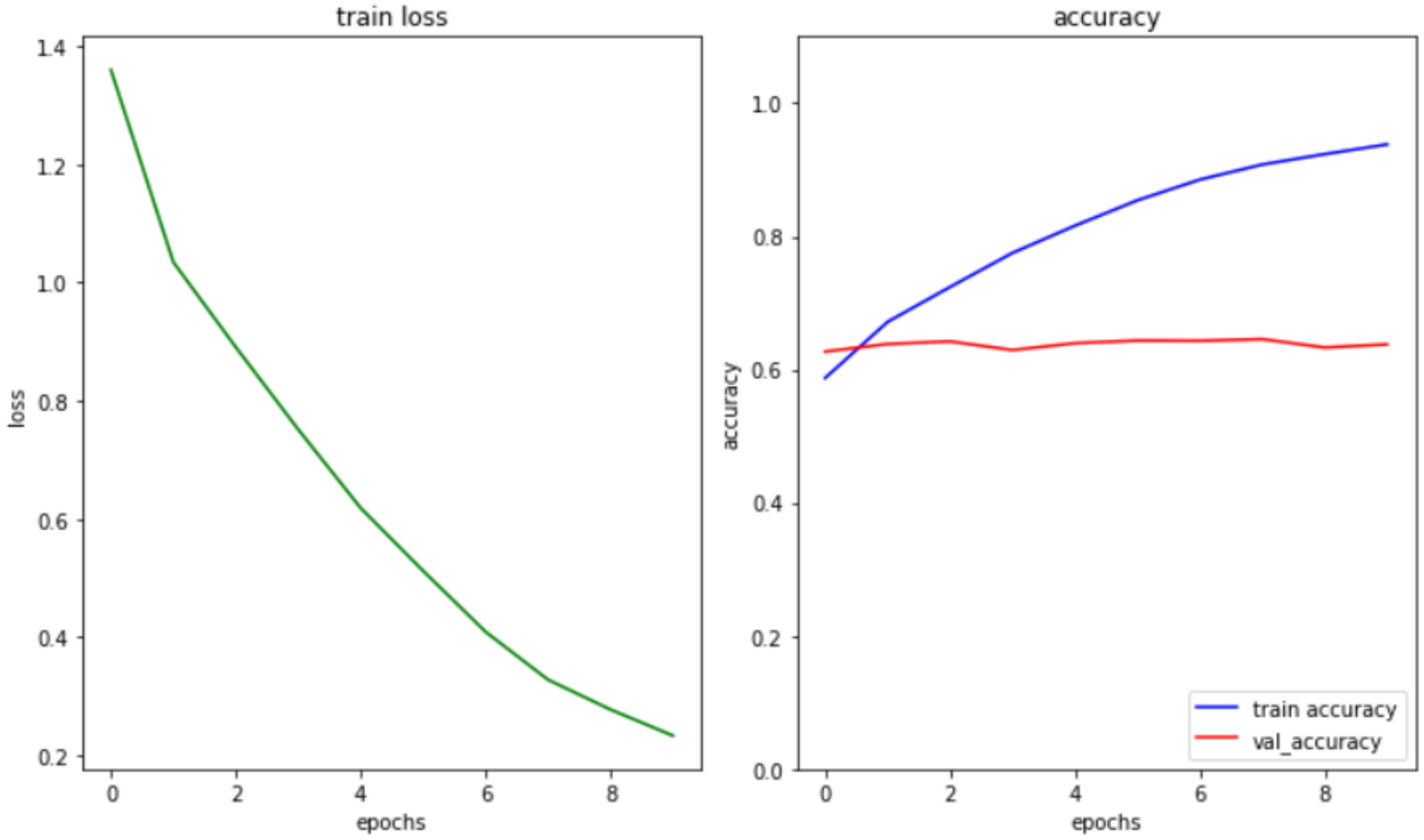
```python
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.datasets import cifar10
from tensorflow.keras.layers   import Input, Dense, GlobalAveragePooling2D
from tensorflow.keras.applications import ResNet50
from tensorflow.keras.applications.resnet import preprocess_input, decode_predictions
from tensorflow.keras.preprocessing import image # pip install pillow

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##import tensorflow as tf
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)


#2
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar10.load_data()
x_train = x_train.astype('float32')      # (50000, 32, 32, 3)
x_test = x_test.astype('float32')        # (10000, 32, 32, 3)

# one-hot encoding
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train)
y_test = tf.keras.utils.to_categorical(y_test)

# preprocessing, 'caffe', x_train, x_test: BGR
x_train = preprocess_input(x_train)
x_test = preprocess_input(x_test)

#3: resize_layer
inputs = Input(shape = (32, 32, 3))
resize_layer = tf.keras.layers.Lambda(lambda img: tf.image.resize(img,(224, 224)))(inputs)
res_model = ResNet50(weights = 'imagenet', include_top = False,
                     input_tensor = inputs)#resize_layer)       # inputs # 특징 추출 층만 사용
res_model.trainable=False # backbone 가중치 동결

#4: create top for cifar10 classification
x = res_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x) # 2차원 데이터에 대해 평균 풀링
x = Dense(1024, activation = 'relu')(x)
outs  = Dense(10, activation = 'softmax')(x)
model = tf.keras.Model(inputs = inputs, outputs=outs)
model.summary()
```

```python
#5: train and evaluate the model
filepath = "RES/ckpt/4603-model.h5"
cp_callback = tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint(
                    filepath, verbose = 0, save_best_only = True)

opt = tf.keras.optimizers.RMSprop(learning_rate = 0.001)
model.compile(optimizer = opt, loss = 'categorical_crossentropy', metrics = ['accuracy'])
ret = model.fit(x_train, y_train, epochs = 30, batch_size = 32,
                validation_split = 0.2, verbose = 1, callbacks = [cp_callback])
#6: plot accuracy and loss
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize = (10, 6))
ax[0].plot(ret.history['loss'], "g-")
ax[0].set_title("train loss")
ax[0].set_xlabel('epochs')
ax[0].set_ylabel('loss')

ax[1].set_ylim(0, 1.1)
ax[1].plot(ret.history['accuracy'], "b-", label = "train accuracy")
ax[1].plot(ret.history['val_accuracy'], "r-", label = "val_accuracy")
ax[1].set_title("accuracy")
ax[1].set_xlabel('epochs')
ax[1].set_ylabel('accuracy')
plt.legend(loc = 'lower right')
fig.tight_layout()
plt.show()
```

- Resize layer 는 모델 성능을 높이기 위해 이미지를 32*32 에서 224*224 사이즈로 확대한다.
- ResNet50 모델에 대해, imagenet 에 사전학습 된 가중치를 적용한다. 분류를 위한 완전연결층은 함께 가져오지 않으며,
- 모델 학습 시킬 땐 모델 가장 윗단에 새로 붙인, 완전연결 층 2개의 가중치만 학습시킨다.

사전학습 모델2: ResNet 모델

ResNet50 전이학습: CIFAR-10 분류 결과



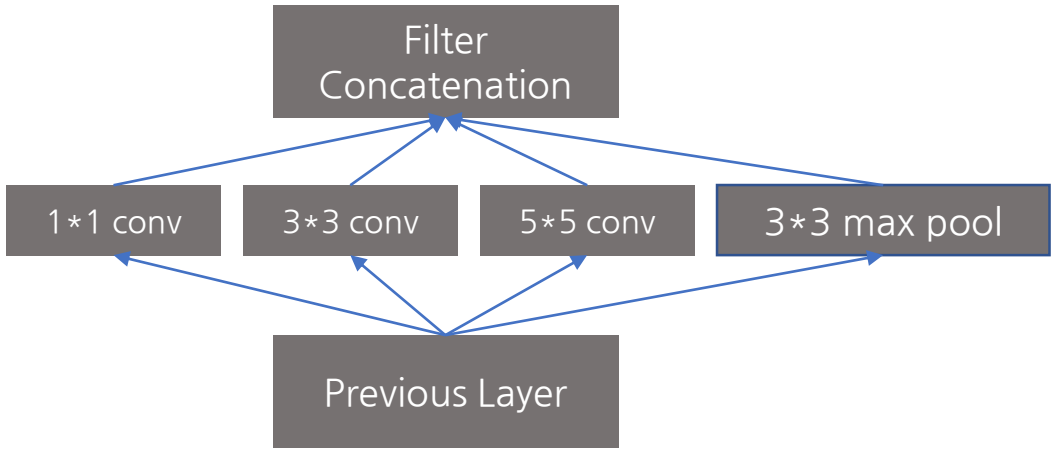
- 훈련 결과, 훈련 데이터 정확도는 97.76% 이다. 한편, 테스트 데이터 정확도는 90.95% 이다.
- 만약 ResourceExhaustError 오류가 발생하면, 메모리가 부족한 것이므로 batch_size=16 또는 8로 배치 크기를 감소시켜 실행해 보자.

사전학습 모델3: Inception과 GoogLeNet 모델

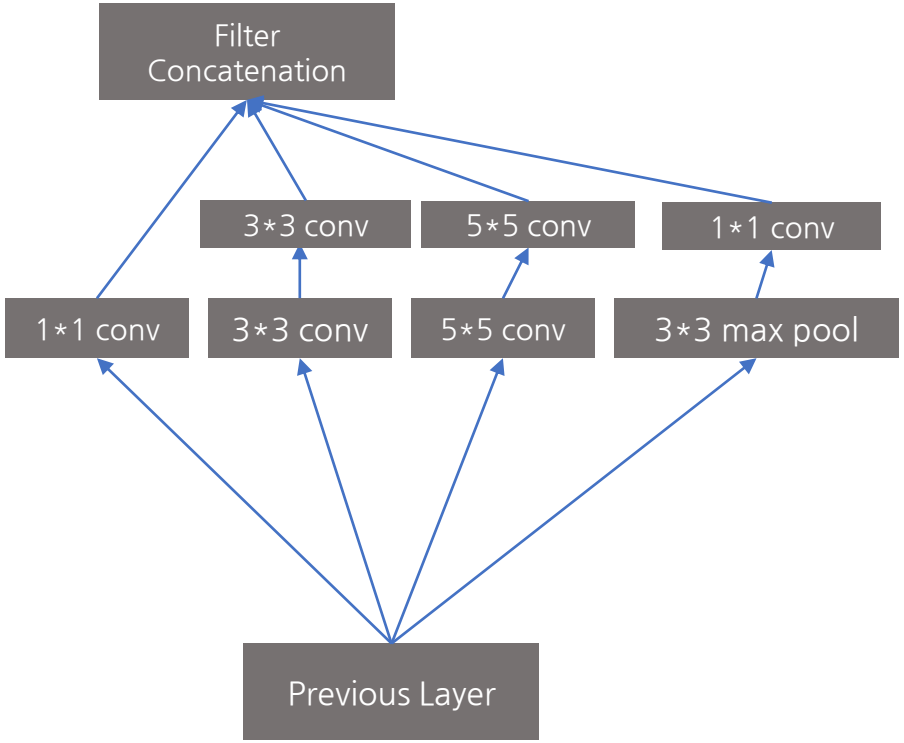
Inception & GoogLeNet

- GoogLeNet : 인셉션(Inception) 모듈을 쌓아서 구성하는 방식의, 합성곱 신경망(CNN) 모델이다.
- 인셉션 모듈은 한 층에서 하나의 합성곱 필터를 쌓는 것이 아니라, 여러 개의 서로 다른 합성곱 층 또는 풀링을 수행한 후에 병합한다.

구글이 사용했던 인셉션 모듈 1개 예시



(a) Inception module, naïve version



(b) Inception module with dimension reduction

사전학습 모델3: Inception과 GoogLeNet 모델

1-인셉션 모듈: CIFAR-10 분류

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.datasets import cifar10
from tensorflow.keras.layers   import Input, Conv2D, Dense
from tensorflow.keras.layers   import Flatten, MaxPooling2D, GlobalAveragePooling2D
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##import tensorflow as tf
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)

#2: CIFAR-10 이미지 데이터 로드
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar10.load_data()
# 이미지 데이터 텐서 하나하나 구성하는 스칼라들을 모두 실수로 변환
x_train = x_train.astype('float32') # (50000, 32, 32, 3)
x_test  = x_test.astype('float32')  # (10000, 32, 32, 3)
# 실수 스칼라 값들 모두 0과 1 사이 값으로 정규화
x_train = x_train / 255.0
x_test  = x_test / 255.0

# one-hot encoding
# train 데이터의 레이블과 test 데이터 레이블을 모두 원핫 인코딩 벡터로 변환
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train)
y_test  = tf.keras.utils.to_categorical(y_test)

#3: simple Inception_layer
# input 사이즈 지정(32, 32, 3) : 32*32 사이즈, RGB 3채널
inputs = Input(shape=(32, 32, 3))
# 64 개 필터 사용, 윈도우 사이즈 1*1, padding=same 지정해서 층 입력에 대해 zero padding적용해서 입력과 출력사이즈
# 같아지게 만든다. 활성화함수는 relu 사용, 층 이름은 L1으로 지정
L1 = Conv2D(64, (1,1), padding='same', activation='relu', name="L1")(inputs)
L2 = Conv2D(64, (3,3), padding='same', activation='relu', name="L2")(L1)

L3 = Conv2D(64, (1,1), padding='same', activation='relu')(inputs)
L3 = Conv2D(64, (5,5), padding='same', activation='relu', name="L3")(L3)

# 3*3 윈도우로 2차원 데이터에 대해 MaxPooling 적용, strides=(height stride, width stride)
L4 = MaxPooling2D((3,3), strides=(1,1), padding='same')(inputs)
L4 = Conv2D(64, (1,1), padding='same', activation='relu', name="L4")(L4)
# axis=3 이므로, 3차원으로 모든 같은 shape인 L1, L2, L3, L4 를 '쌓는다'.
output = tf.keras.layers.concatenate([L1, L2, L3, L4], axis = 3)

#4: create top for cifar10 classification
output = Flatten()(output) # 벡터로 변환한다.
outs   = Dense(10, activation='softmax')(output)
model  = tf.keras.Model(inputs=inputs, outputs=outs)
model.summary()
```

```
#5: train and evaluate the model
opt = tf.keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.001)
model.compile(optimizer=opt, loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
ret = model.fit(x_train, y_train, epochs=30, batch_size=128,
                validation_split=0.2, verbose=0)

#6: plot accuracy and loss
fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 6))
ax[0].plot(ret.history['loss'],  "g-")
ax[0].set_title("train loss")
ax[0].set_xlabel('epochs')
ax[0].set_ylabel('loss')

ax[1].set_ylim(0, 1.1)
ax[1].plot(ret.history['accuracy'],     "b-", label="train accuracy")
ax[1].plot(ret.history['val_accuracy'], "r-", label="val accuracy")
ax[1].set_title("accuracy")
ax[1].set_xlabel('epochs')
ax[1].set_ylabel('accuracy')
plt.legend(loc='lower right')
fig.tight_layout()
plt.show()
```

- 위 코드는 'Inception module with dimension reduction' 구조, 다시 말해 1개 Inception 모듈을 구현하고, CIFAR-10 데이터셋으로 훈련 후 테스트 한 것이다.
- 인셉션 모듈 위에 분류를 위해 완전연결 층 1개를 붙였다.

사전학습 모델3: Inception과 GoogLeNet 모델

InceptionV3, InceptionResNetV2, Xception: 사전학습 가중치를 이용한 분류

```
from tensorflow.keras.applications import InceptionV3, InceptionResNetV2, Xception
from tensorflow.keras.applications.imagenet_utils import preprocess_input
from tensorflow.keras.applications.imagenet_utils import decode_predictions
from tensorflow.keras.preprocessing import image # pip install pillow
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

#1:
##import tensorflow as tf
##gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
##tf.config.experimental.set_memory_growth(gpus[0], True)


#2: imagenet으로 훈련시킨 사전학습 가중치 적용한, inceptionv3, inceptionresnetv2, xception
# 모델 불러온다. 모두 완전연결층도 위에 붙인 상태로, 전체 모델을 불러온다.
model1 = InceptionV3(weights='imagenet', include_top=True)
model2 = InceptionResNetV2(weights='imagenet', include_top=True)
model3 = Xception(weights='imagenet', include_top=True)
#model1.summary()
#model2.summary()
#model3.summary()

#3: predict an image
#3-1:
img_path = './DATA/elephant.jpg' # './data/dog.jpg'
img = image.load_img(img_path, target_size=(299, 299)) # 이미지를 299*299 사이즈로 불러온다.
x = image.img_to_array(img) # 이미지를 넘파이 배열로 변환한다.
x = np.expand_dims(x, axis=0) # (1, 299, 299, 3) # 이미지 shape 에 배치차원을 추가한다.
x = preprocess_input(x) # 이미지를 전처리 한다.
output1 = model1.predict(x) # 이미 학습된 상태의 InceptionV3 모델로 input 이미지를 예측한다.
output2 = model2.predict(x) # 이미 학습된 상태의 InceptionResNetV2 모델로 input 이미지를 예측한다.
output3 = model3.predict(x) # 이미 학습된 상태의 xception 모델로 input 이미지를 예측한다.

#3-2: (class_name, class_description, score)
top5 = decode_predictions(output1, top=5)[0] # 모델 예측 결과 중 최상위 5개만 추려내서 top5에 저장한다.
print('InceptionV3, Top-5:', top5) # 인셉션v3 모델의 최상위 5개 결과 출력

top5 = decode_predictions(output2, top=5)[0]
print('InceptionResNetV2, Top-5:', top5) #인셉션 레스넷v2 모델의 최상위 5개 결과 출력

top5 = decode_predictions(output3, top=5)[0]
print('Xception, Top-5:', top5) # xception 모델의 최상위 5개 결과 출력

#4: display image and labels
plt.imshow(img)
plt.title(top5[0][1])
plt.axis("off")
plt.show()
```

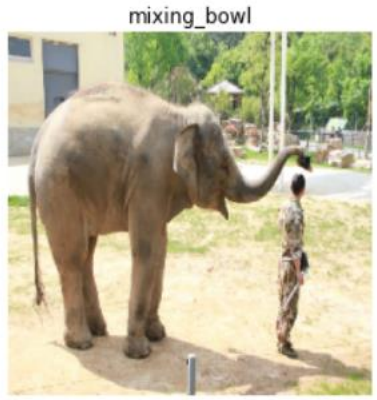
- 왼쪽 코드는 'imagenet' 에서 미리 학습된 가중치를 사용하고, Include_top = True 로 분류를 위한 완전 연결층을 포함하는 InceptionV3 모델, InceptionResNetV2 모델, Xception 모델 을 생성한다.

- 입력층은 299*299*3 shape의 이미지를 내놓는다.
  최종 출력 층(=마지막 완전연결층) 은 imagenet 분류를 위해 1,000 개 히든유닛을 갖는다.

사전학습 모델3: Inception과 GoogLeNet 모델

InceptionV3, InceptionResNetV2, Xception: 사전학습 가중치를 이용한 분류

```
InceptionV3, Top-5: [('n03950228', 'pitcher', 0.72197545), ('n01924916', 'flatworm', 0.27800676), ('
n04522168', 'vase', 1.5433465e-05), ('n03908714', 'pencil_sharpener', 1.8314827e-06), ('n04131690',
'saltshaker', 3.063997e-07)]

InceptionResNetV2, Top-5: [('n06596364', 'comic_book', 1.0), ('n02791124', 'barber_chair', 7.7977665
e-29), ('n04517823', 'vacuum', 2.2254776e-32), ('n15075141', 'toilet_tissue', 0.0), ('n02342885', 'h
amster', 0.0)]

Xception, Top-5: [('n03775546', 'mixing_bowl', 0.6560512), ('n03825788', 'nipple', 0.16745721), ('n0
3763968', 'military_uniform', 0.11219646), ('n03942813', 'ping-pong_ball', 0.050320935), ('n02704792
', 'amphibian', 0.0033987707)]
```



- InceptionV3 모델의 최상위 예측 결과는 ‘pitcher’(72.19%)였다.
- InceptionResNetV2 모델의 최상위 예측 결과는 ‘comic book’(100%) 이다.
- Xception 모델의 최상위 예측 결과는 ‘mixing bowl’(65.6%) 이다.