2. 동물 이미지 분류 예측을 위한 최적의 CNN 모형 찾기

- data: kaggle의 Animal Images Dataset (출처:https://www.kaggle.com/lasaljaywardena/animal-images-dataset)
- 프로젝트 목적: 본 분석에서는 동물의 이미지 데이터에서 동물 이미지의 종류 (Dog/Bird/Fish/Cat/...)를 예측하기 위한 최적의 CNN 모형을 찾고자 한다.

분석에 필요한 라이브러리 호출

```
import os
import re
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.image as mpimg
import seaborn as sns
from sklearn.model_selection import train_test_split
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
from tensorflow.keras.layers import Dropout
```

1) 데이터 불러오기

```
df = pd.read_csv("C:/Users/82105/Downloads/archive/animal_data_img.csv", encoding='utf
```

Out[2]:		Label	Animal_Type	Image_File
	0	indian ringneck	Bird	animal_images/1633802583762_Indian Ringneck fo
	1	rottweiler puppy	Dog	animal_images/1633802583996_Rottweiler Puppy f
	2	rabbit	Rabbit	animal_images/1633802584211_Rabbit for sale.jpg
	3	cokatail bird	Bird	animal_images/1633802584412_Cokatail bird for
	4	apple konda pigeon	Bird	animal_images/1633802584634_Apple Konda Pigeon
	•••			
	11954	à¶ à· à¶ à¶§à· à¶½à· ච෠ර෠ල෠ලන	Bird	animal_images/1635693720508_à¶ à· à¶ à¶§à· à¶½
	11955	racing homer pigeons	Bird	animal_images/1635693743986_Racing Homer Pigeo
	11956	buruma aseel	Bird	animal_images/1635693744873_Buruma Aseel for s
	11957	pigeons	Bird	animal_images/1635693746008_Pigeons for sale.jpg
	11958	pomeranian mixed puppy	Dog	animal_images/1635693772831_Pomeranian Mixed P

11959 rows × 3 columns

2) 데이터 훑어보기

```
In [4]:
         df.describe()
```

[4]:		Label	Animal_Type	lmage_File
	count	11959	11959	11959
	unique	3618	7	11959
	top	pigeons	Dog	animal_images/1633809174303_Cocker Spaniel Pup
	freq	927	4047	1

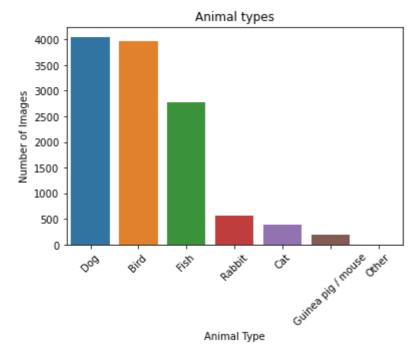
이미지 파일은 총 11959개 있고, 각 이미지의 Label과 Animal_Type에 대한 정보가 있다.

```
df.isnull().sum()
                        0
Out[5]: Label
        Animal_Type
                        0
        Image_File
                        0
```

null값은 존재하지 않는다.

dtype: int64

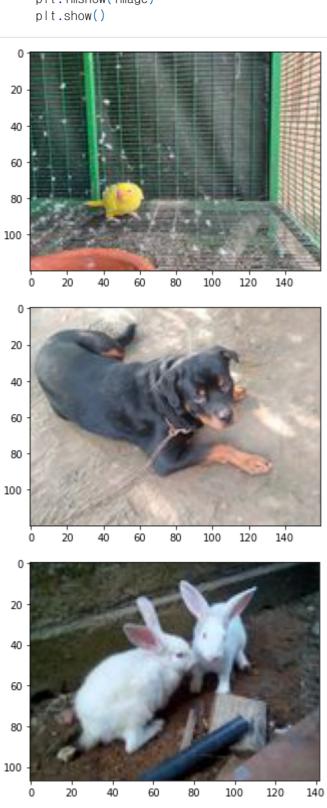
```
top_anim_type = df[["Image_File", "Animal_Type"]].groupby("Animal_Type").agg(['count']
fig = sns.barplot( x = top_anim_type.index, y = top_anim_type.values)
fig.set_xticklabels(labels=top_anim_type.index , rotation=45)
fig.set_ylabel("Number of Images")
fig.set_xlabel("Animal Type")
fig.set_title("Animal types");
```



Animal_Type은 Dog, Bird, Fish, Rabbit, Cat, Guinea pig/mouse, Other로 분류되고 가장 많은 동물 의 종류는 Dog, 가장 적은 동물의 종류는 Guinea pig/mouse 이다.

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

for i in range(0,3):
    image = Image.open(IMG_URL+df.iloc[i]["Image_File"])
    plt.imshow(image)
    plt.show()
```

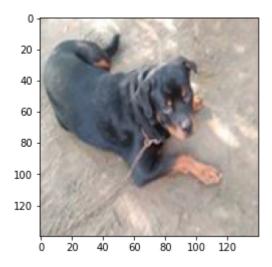


In [8]: image.size

Out[8]: (142, 107) 이미지 데이터 1개의 사이즈는 142*107이다.

3) 데이터 정제

```
In [9]:
          Name = df['Animal_Type'].unique().tolist()
          N=list(range(len(Name)))
          normal_mapping=dict(zip(Name, N))
          reverse_mapping=dict(zip(N,Name))
          df['Label']=df['Animal_Type'].map(normal_mapping)
          normal_mapping
Out[10]: {'Bird': 0,
          'Dog': 1.
          'Rabbit': 2.
          'Fish': 3.
          'Cat': 4.
          'Guinea pig / mouse': 5,
          '0ther': 6}
        문자열로 되어있는 animal type에 숫자 label을 mapping 한 후, df에 'Label'열을 추가하였다.
          X=[]
          y=[]
          for i in range(len(df)):
              labeli=df.loc[i, 'Label']
              filei=df.loc[i, 'Image_File']
             path=os.path.join(IMG_URL,filei)
              if os.path.isfile(path):
                 image = Image.open(path)
                 image = image.convert("RGB")
                 image = image.resize((140, 140))
                 data = np.asarray(image, dtype='float32')
                 X.append(data)
                 y.append(labeli)
             else:
                 pass
          path
         'C:/Users/82105/Downloads/archive/animal_images/animal_images/1635693772831_Pomeranian
         Mixed Puppy for sale.jpg'
          len(X), len(y)
Out[13]: (11365, 11365)
        이미지 파일명에 특수문자가 있는 경우를 제외하고 데이터를 불러온다.
        불러온 데이터의 크기를 140*140으로 resize 한 후, 픽셀 array형태로 바꿔주었다.
        최종적으로 모형 훈련에 사용하는 데이터의 개수는 11365개이다.
In [14]:
          data = np.asarray(X[1], dtype='int32')
          plt.imshow(data)
Out[14]: <matplotlib.image.AxesImage at Ox1ed70971af0>
```



140*140으로 불러온 array를 이미지로 그려보면 위의 그림과 같다.

```
X=np.asarray(X)/np.asarray(255.)
y=np.asarray(y)
```

training set과 test set으로 나누기 전, pixel값을 [0,1]범위의 값으로 변환시켰다.

training set과 test set을 7:3의 비율로 나눴다.

```
In [19]: len(X_valid), len(X_train)
```

Out[19]: (1000, 6955)

이후 다시 training set을 train(6955개)/validation(1000개) 로 나누었다.

```
y_train = to_categorical(y_train)
y_valid = to_categorical(y_valid)
y_test = to_categorical(y_test)
```

모델 적용에 앞서, to_categorical 함수를 이용해 label을 categorical로 바꿔주었다.

4) CNN 모형 훈련

```
model = models.Sequential()
model.add(layers.Conv2D(32, (3,3), activation='relu', input_shape=(140,140,3)))
model.add(layers.MaxPooling2D((2,2)))
model.add(layers.Conv2D(64, (3,3), activation='relu'))
model.add(layers.MaxPooling2D((2,2)))
model.add(layers.Conv2D(64, (3,3), activation='relu'))
```

In [51]:

model.summary()

Model: "sequential_6"

Layer (type)	Output	Shape	Param #
conv2d_15 (Conv2D)	(None,	138, 138, 32)	896
max_pooling2d_10 (MaxPooling	(None,	69, 69, 32)	0
conv2d_16 (Conv2D)	(None,	67, 67, 64)	18496
max_pooling2d_11 (MaxPooling	(None,	33, 33, 64)	0
conv2d_17 (Conv2D)	(None,	31, 31, 64)	36928

Total params: 56,320 Trainable params: 56,320 Non-trainable params: 0

처음 Conv2D에서 input shape (140,140,3)을 받아 32개의 채널로 내보냈다. 이 때, 3*3 필터를 사용하였다.

그 후, max pooling으로 shape를 반으로 줄였다. 이렇게 conv2D와 max pooling 과정을 두 번 더 반복한다.

```
In [52]:
```

```
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(layers.Dense(7, activation='softmax'))
model.summary()
```

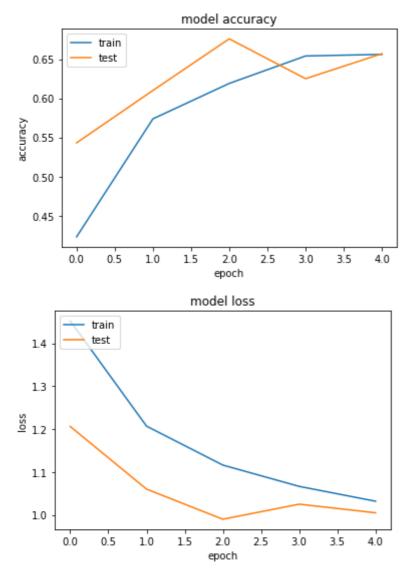
Model: "sequential_6"

Layer (type)	Output	Shape	Param #
conv2d_15 (Conv2D)	(None,	138, 138, 32)	896
max_pooling2d_10 (MaxPooling	(None,	69, 69, 32)	0
conv2d_16 (Conv2D)	(None,	67, 67, 64)	18496
max_pooling2d_11 (MaxPooling	(None,	33, 33, 64)	0
conv2d_17 (Conv2D)	(None,	31, 31, 64)	36928
flatten_6 (Flatten)	(None,	61504)	0
dense_8 (Dense)	(None,	64)	3936320
dropout_1 (Dropout)	(None,	64)	0
dense_9 (Dense)	(None,	7)	455

Total params: 3,993,095 Trainable params: 3,993,095 Non-trainable params: 0

위에서 나온 output (31,31,64)형태의 텐서를 조밀하게 연결된 분류기 망에 연결해야한다. 따라서 layer_flatten을 이용하여 1D 벡터로 바꿔주어 연결하였다. 또한, dense 사이에 dropout을 넣어 overfitting을 방지하였다. 마지막으로, 위 자료의 경우 7개의 class가 있으므로 7개의 output을 내보냈다.

```
model.compile(optimizer='rmsprop',
                     loss='categorical_crossentropy',
                     metrics=['accuracy'])
         history= model.fit(X_train, y_train, epochs=5,
                          batch_size=20,
                          validation_data=(X_valid, y_valid))
        Epoch 1/5
        348/348 [====================] - 72s 206ms/step - loss: 1.4523 - accuracy:
        0.4229 - val_loss: 1.2062 - val_accuracy: 0.5430
        Epoch 2/5
        0.5737 - val_loss: 1.0600 - val_accuracy: 0.6100
        Epoch 3/5
        348/348 [==============] - 73s 209ms/step - loss: 1.1160 - accuracy:
        0.6190 - val_loss: 0.9898 - val_accuracy: 0.6760
        Epoch 4/5
        348/348 [==============] - 74s 212ms/step - loss: 1.0664 - accuracy:
        0.6541 - val_loss: 1.0248 - val_accuracy: 0.6250
        Epoch 5/5
        348/348 [============] - 73s 209ms/step - loss: 1.0317 - accuracy:
        0.6561 - val_loss: 1.0048 - val_accuracy: 0.6570
        optimizer함수는 rmsprop를 사용하였고, 위에서 label을 category로 바꿔주었기 때문에 loss
        function은 categorical crossentropy를 사용하였다.
        epoch은 5로, batch size는 20으로 지정해서 모형을 fitting 시켰다.
In [54]:
         test_loss, test_acc = model.evaluate(X_test, y_test)
         test_acc
        107/107 [=============] - 6s 56ms/step - loss: 1.0418 - accuracy: 0.6
        504
Out [54]: 0.6504398584365845
        test set으로 모델의 accuracy와 loss를 살펴본 결과, accuracy는 0.6504, loss는 1.0418이 나왔다.
         print(history.history.keys())
        dict_keys(['loss', 'accuracy', 'val_loss', 'val_accuracy'])
         # summarize history for accuracy
         plt.plot(history.history['accuracy'])
         plt.plot(history.history['val_accuracy'])
         plt.title('model accuracy')
         plt.ylabel('accuracy')
         plt.xlabel('epoch')
         plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
         plt.show()
         # summarize history for loss
         plt.plot(history.history['loss'])
         plt.plot(history.history['val_loss'])
         plt.title('model loss')
         plt.ylabel('loss')
         plt.xlabel('epoch')
         plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
         plt.show()
```



train set과 validation set의 accuracy와 loss를 그린 그래프이다. epoch 수가 작긴 하지만, train loss와 validation loss가 수렴하는 것으로 보아 overfitting 되지는 않았다.

5) CNN 모형 훈련 - 사전훈련망(VGG16) 이용

다음은 사전훈련망(VGG16)을 이용해 모형을 적합시켰다.

```
#vgg16 모델 불러오기
from tensorflow.keras.applications import VGG16
from tensorflow.keras import models
from tensorflow.keras import layers
pre_trained_vgg = VGG16(weights='imagenet',
                        include_top=False,
                        input_shape=(140, 140, 3))
pre_trained_vgg.trainable = False
pre_trained_vgg.summary()
additional_model = models.Sequential()
additional_model.add(pre_trained_vgg)
additional_model.add(layers.Flatten())
additional_model.add(layers.Dense(512,activation='relu'))
additional_model.add(Dropout(0.5))
additional_model.add(layers.Dense(256,activation='relu'))
additional_model.add(Dropout(0.5))
additional_model.add(layers.Dense(7,activation='sigmoid'))
additional_model.summary()
```


Mada		",,,,,,,16"
Mode	٠.	"vgg16"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_3 (InputLayer)	[(None, 140, 140, 3)]	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 140, 140, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 140, 140, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 70, 70, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 70, 70, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 70, 70, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 35, 35, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 35, 35, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 35, 35, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 35, 35, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 17, 17, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 17, 17, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 17, 17, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	0

Total params: 14,714,688 Trainable params: 0

Non-trainable params: 14,714,688

Model:	"sequential_8"
--------	----------------

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg16 (Functional)	(None, 4, 4, 512)	14714688
flatten_8 (Flatten)	(None, 8192)	0
dense_12 (Dense)	(None, 512)	4194816
dropout_3 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_13 (Dense)	(None, 256)	131328
dropout_4 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_14 (Dense)	(None, 7)	1799

```
Total params: 19,042,631
Trainable params: 4,327,943
Non-trainable params: 14,714,688
```

image데이터를 이용하므로 weights에서 'imagenet'으로 지정하고, input_shape에는 우리 데이터의 shape인 (140,140,3)으로 지정하였다.

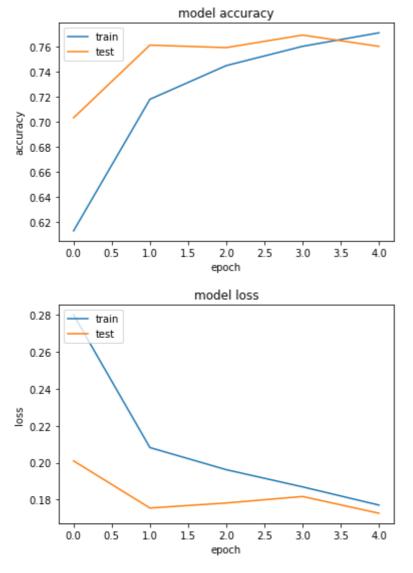
vgg16의 output은 (4,4,512)이고, 여기서 나온 output을 조밀하게 연결된 분류기의 입력으로 사용 하였다.

```
history = additional_model.fit(X_train, y_train,
                 batch size=20.
                 epochs=5,
                 validation_data=(X_valid, y_valid))
Epoch 1/5
348/348 [============] - 252s 723ms/step - loss: 0.2800 - acc: 0.612
8 - val_loss: 0.2010 - val_acc: 0.7030
Epoch 2/5
348/348 [=============] - 278s 800ms/step - loss: 0.2082 - acc: 0.717
8 - val_loss: 0.1754 - val_acc: 0.7610
Epoch 3/5
348/348 [=================== ] - 265s 761ms/step - loss: 0.1962 - acc: 0.744
6 - val_loss: 0.1781 - val_acc: 0.7590
Epoch 4/5
348/348 [==================== ] - 263s 756ms/step - loss: 0.1869 - acc: 0.760
0 - val_loss: 0.1817 - val_acc: 0.7690
Epoch 5/5
8 - val_loss: 0.1726 - val_acc: 0.7600
```

여기서도 batch size는 20, epoch은 5으로 지정하여 모델을 fitting 시켰다.

그 결과 accuracy는 0.7753, loss는 0.1695로 사전훈련망(VGG16)을 사용한 모형이 더 성능이 좋다.

```
# summarize history for accuracy
plt.plot(history.history['acc'])
plt.plot(history.history['val_acc'])
plt.title('model accuracy')
plt.ylabel('accuracy')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.show()
# summarize history for loss
plt.plot(history.history['loss'])
plt.plot(history.history['val_loss'])
plt.title('model loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
plt.show()
```



train set과 validation set의 accuracy와 loss를 그린 그래프이다. epoch 수가 작긴 하지만, train loss와 validation loss가 수렴하는 것으로 보아 overfitting 되지는 않았다.

6) 결론

- 결론: 최종으로 동물 이미지 데이터 분류 예측을 위한 최적 모형은 사전훈련망(VGG16)을 이용한 모형이다.
- 느낀점: 분석을 진행하며 아쉬운 점은 컴퓨터의 성능 때문에 epoch 수를 너무 작게 잡아 모형이 overfitting이 된 것인지 정확히 보긴 어려웠고, 데이터 보강과 미세조정을 했다면 더 성능이 좋은 모형이 나왔을 것이라 기대한다.