Classification cat et dog analysis

TP IA CNN

SEDJAL ABDELGHANI

UPEC 2022-2023

Table des matières

Présentation du dataset :

Le data set étudié dans ce tp est un ensemble d'image de chat et de chien ce data set a été créée pour pouvoir construire un modèle de classification de nouvelle image avec une précision élevé , ce dataset contient 25000 image répartie équitablement entre chiens et chats

Importation des bibliothèques :

```
import numpy as np
import pandas as pd
from tensorflow.keras.utils import load_img
from keras.utils import to_categorical
from sklearn.model_selection import train_test_split
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
import random
import os
print(os.listdir("C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats"))
```

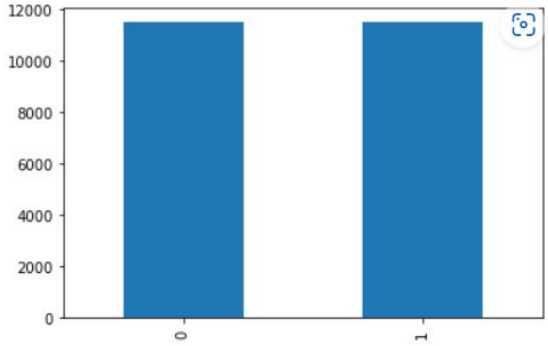
```
['dogscats', 'sample', 'test1', 'train', 'valid']
```

Prétraitement de données et création des classes :

```
filenames = os.listdir("C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats/train")
categories = []
for filename in filenames:
    category = filename.split('.')[0]
    if category == 'dog':
        categories.append(1)
    else:
        categories.append(0)

df = pd.DataFrame({
    'filename': filenames,
    'category': categories
})
```

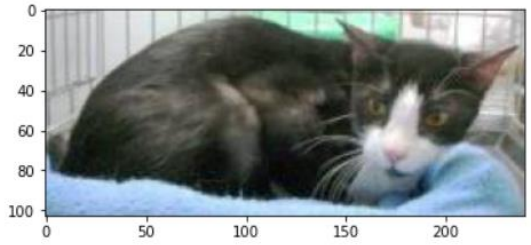
A travers ce petit script nous allons pouvoir répartir les données du dataset et attribuer a chaque image une catégorie tel qu'il est montré sur la figure ci-dessus.

Nous pouvons voir que les données sont reparties équitablement dans les données a utiliser dans le train et un exemple d'une image :



Entrée [7]:
```
sample = random.choice(filenames)
image = load_img("C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats/train/"+sample)
plt.imshow(image)
```

Out[7]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x29e000acc70>



Création des modèles :

Modèle Avec 3 couche RELU et LR=0,001

Le premier modèle qu'on va le créer est le plus simple avec un Learning rate de 0,01 et de 3 couches avec la fonction activation Relu et la sortie avec la fonction softmax comme le nous pouvons visualiser :

Entrée [11]:
```
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Dropout, Flatten, Dense, Activation, BatchNormalization

model = Sequential()

model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(IMAGE_WIDTH, IMAGE_HEIGHT, IMAGE_CHANNELS)))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Dropout(0.25))

model.add(Flatten())
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(2, activation='softmax')) # 2 because we have cat and dog classes

model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='rmsprop', metrics=['accuracy'])

model.summary()
```

Notons que les 3 couches servent a extraire les features avec une entrée de taille 128*128

```
earlystop = EarlyStopping(patience=10)
learning_rate_reduction = ReduceLROnPlateau(monitor='val_accuracy',
                                            patience=2,
                                            verbose=1,
                                            factor=0.5,
                                            min_lr=0.00001)
```

Afin de pouvoir éviter le over-fitting nous faisons stoppé l'entrainement du modèle a 10 epoques, puis nous réduisons le LR en fonction de la val_accuracy,

Après avoir configurer l'ensemble des paramètres du fitting, nous concentrerons sur la sélection des données pour la validation et le test,

```
callbacks = [earlystop, learning_rate_reduction]
```

```
df["category"] = df["category"].replace({0: 'cat', 1: 'dog'})
```

```
train_df, validate_df = train_test_split(df, test_size=0.20, random_state=42)
train_df = train_df.reset_index(drop=True)
validate_df = validate_df.reset_index(drop=True)
```

Le remplacement du 0 et du 1 par chat et chien et due a l'utilisation de imagenerator qui utilise les chaines de caractères.

```
train_datagen = tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(
    rotation_range=15,
    rescale=1./255,
    shear_range=0.1,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1
)
```

```
train_generator = train_datagen.flow_from_dataframe(
    train_df,
    "C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats/train/",
    x_col='filename',
    y_col='category',
    target_size=IMAGE_SIZE,
    class_mode='categorical',
    batch_size=batch_size
)
```

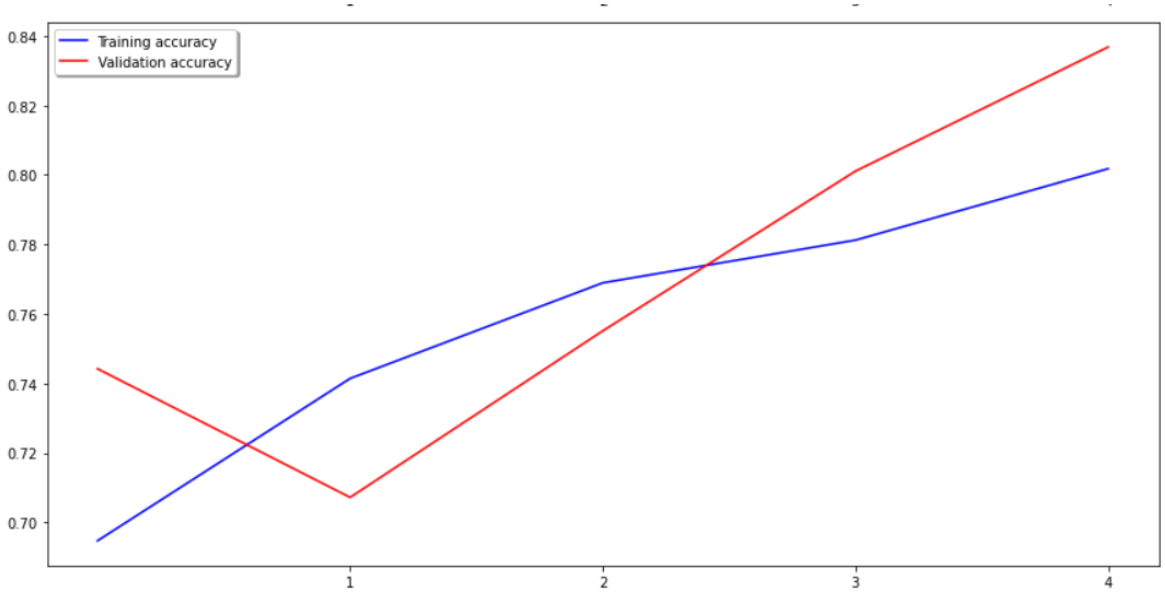
```
Found 18400 validated image filenames belonging to 2 classes.
```

On répète la même chose pour la le validation générateur ces deux variables seront introduit comme paramètres dans le model fitting

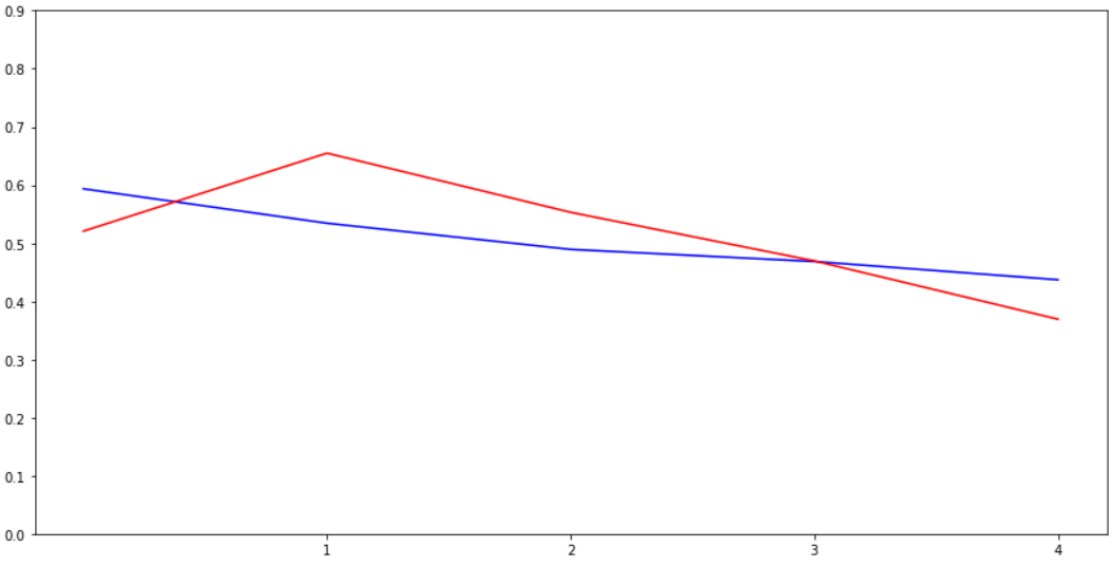
Nous trainons le modèle pour 5 epoque et a chaque fois on voit les métriques d'évaluation (accuracy et loss)

```
Epoch 1/5
C:\Users\ASUS ZenBook\AppData\Local\Temp\ipykernel_13376\1352027716.py:2: UserWarning: `Model.fit_generator` is deprecated and will be removed in a fut
ure version. Please use `Model.fit`, which supports generators.
  history = model.fit_generator(
1226/1226 [==============================] - 1037s 846ms/step - loss: 0.5938 - accuracy: 0.6947 - val_loss: 0.5209 - val_accuracy: 0.7442 - lr: 0.0010
Epoch 2/5
1226/1226 [==============================] - 1356s 1s/step - loss: 0.5346 - accuracy: 0.7414 - val_loss: 0.6550 - val_accuracy: 0.7072 - lr: 0.0010
Epoch 3/5
1226/1226 [==============================] - 1180s 962ms/step - loss: 0.4896 - accuracy: 0.7689 - val_loss: 0.5533 - val_accuracy: 0.7551 - lr: 0.0010
Epoch 4/5
1226/1226 [==============================] - 1075s 877ms/step - loss: 0.4688 - accuracy: 0.7812 - val_loss: 0.4699 - val_accuracy: 0.8011 - lr: 0.0010
Epoch 5/5
1226/1226 [==============================] - 1080s 881ms/step - loss: 0.4374 - accuracy: 0.8018 - val_loss: 0.3697 - val_accuracy: 0.8368 - lr: 0.0010
```

Après avoir effectuer le fitting nous traçons les graphes accuracy et loss pour le modèle et le résultat est montré dans l'image ci-dessous :



A travers le graphe accuracy nous voyons qu'il y'a pas d'overfitting ou bien d'underfitting dans le modèle ainsi sa val_accuracy est autour de 0,81 dans 5 époques ce qui est bien,



Le graphe du loss,

Ensuite nous allons préparer les données de test ainsi le générateur ainsi lancer la prédiction du modèle :

```
test_filenames = os.listdir("C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats/test1")
test_df = pd.DataFrame({
    'filename': test_filenames
})
nb_samples = test_df.shape[0]
```

```
test_gen = tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(rescale=1./255)
test_generator = test_gen.flow_from_dataframe(
    test_df,
    "C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats/test1/",
    x_col='filename',
    y_col=None,
    class_mode=None,
    target_size=IMAGE_SIZE,
    batch_size=batch_size,
    shuffle=False
)
```

```
Found 12500 validated image filenames.
```

```
predict = model.predict_generator(test_generator, steps=np.ceil(nb_samples/batch_size))
```

```
C:\Users\ASUS ZenBook\AppData\Local\Temp\ipykernel_13376\3090721588.py:1: UserWarning: `Model.predict_generator` is deprecated and will be removed in a
future version. Please use `Model.predict`, which supports generators.
  predict = model.predict_generator(test_generator, steps=np.ceil(nb_samples/batch_size))
```

```
test_df['category'] = np.argmax(predict, axis=-1)
```

Après avoir effectué la prédiction elle sera accompagnée de la probabilité de chaque catégorie. Nous choisirons donc la catégorie qui a la probabilité la plus élevée avec numpy average max,

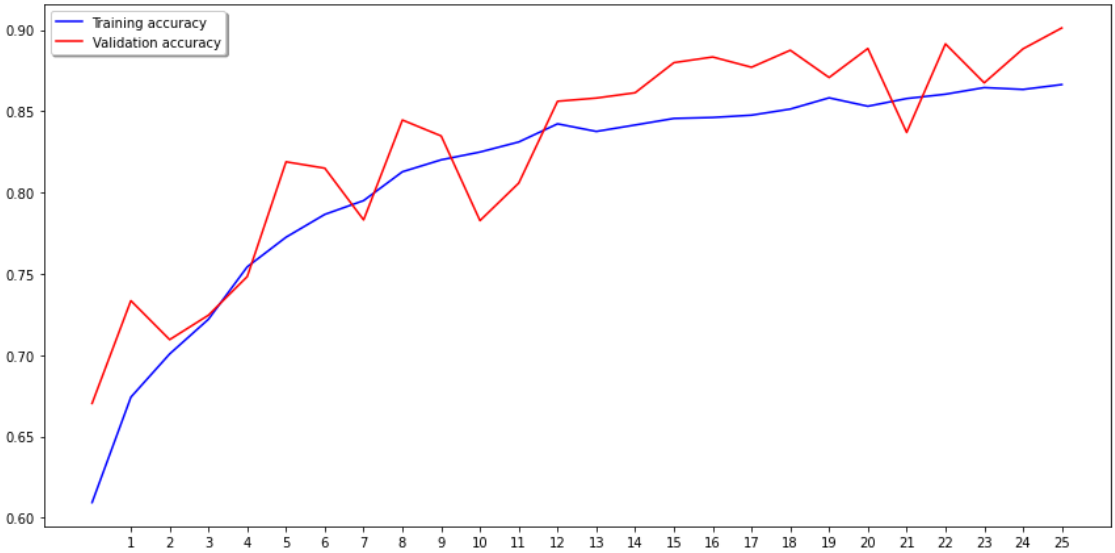
```
label_map = dict((v,k) for k,v in train_generator.class_indices.items())
test_df['category'] = test_df['category'].replace(label_map)
test_df['category'] = test_df['category'].replace({ 'dog': 1, 'cat': 0 })
```

```
sample_test = test_df.head(18)
sample_test.head()
plt.figure(figsize=(12, 24))
for index, row in sample_test.iterrows():
    filename = row['filename']
    category = row['category']
    img = load_img("C:/Users/ASUS ZenBook/Pictures/UPEC_IA/archive/dogscats/test1/"+filename, target_size=IMAGE_SIZE)
    plt.subplot(6, 3, index+1)
    plt.imshow(img)
    plt.xlabel(filename + '(' + "{}".format(category) + ')' )
plt.tight_layout()
plt.show()
```

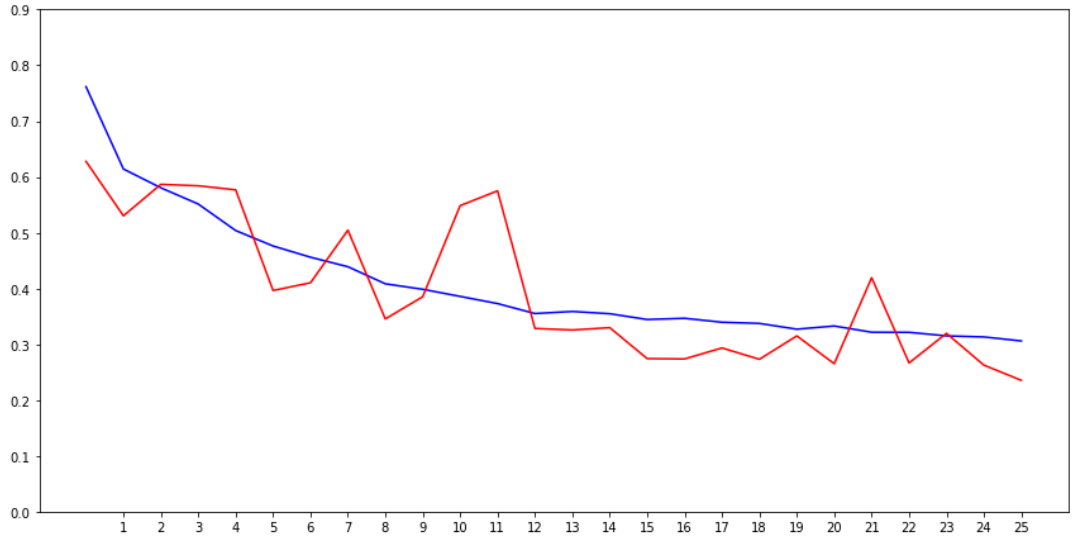
nous reconvertirons la catégorie prédite en classes de notre générateur en utilisant train_generator.class_indices. Il s'agit des classes que le générateur d'images mappe lors de la conversion des données en vision par ordinateur, puis nous visualisons le résultat prédit :

Même Modèle mais avec Nombre d'époques 25 :

En changeant le nombre d'époques nous remarquons principalement que la précision augmente, ainsi le learning rate vari la précisions passe a 91% la figure suivante représente le graphe des métriques de mesures :



Et pour le loss :



Modèle avec 3 couches SELU et SIGMOID 8 époques et LR=0,01:

Pour l'ensemble de données nous avons travailler avec les mm DF que dans le modèle 1 le code de création du modèle est le suivant :

```
# CHANGER QUELQUES PARAMETRES (FONCTION ACTIVATION, LR = 0,01) et voir les accuracies et les loss
```

```
from keras.models import Sequential
import keras
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Dropout, Flatten, Dense, Activation, BatchNormalization

model2 = Sequential()

model2.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='selu', input_shape=(IMAGE_WIDTH, IMAGE_HEIGHT, IMAGE_CHANNELS)))
model2.add(BatchNormalization())
model2.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model2.add(Dropout(0.25))

model2.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='selu'))
model2.add(BatchNormalization())
model2.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model2.add(Dropout(0.25))

model2.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='selu'))
model2.add(BatchNormalization())
model2.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model2.add(Dropout(0.25))

model2.add(Flatten())
model2.add(Dense(512, activation='selu'))
model.add(BatchNormalization())
model2.add(Dropout(0.5))
model2.add(Dense(2, activation='sigmoid')) # 2 because we have cat and dog classes
opt = keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.01)  #learning rate a 0,01

model2.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt, metrics=['accuracy'])

model2.summary()
```

Puis comme le premier modèle nous le passons par le fitting

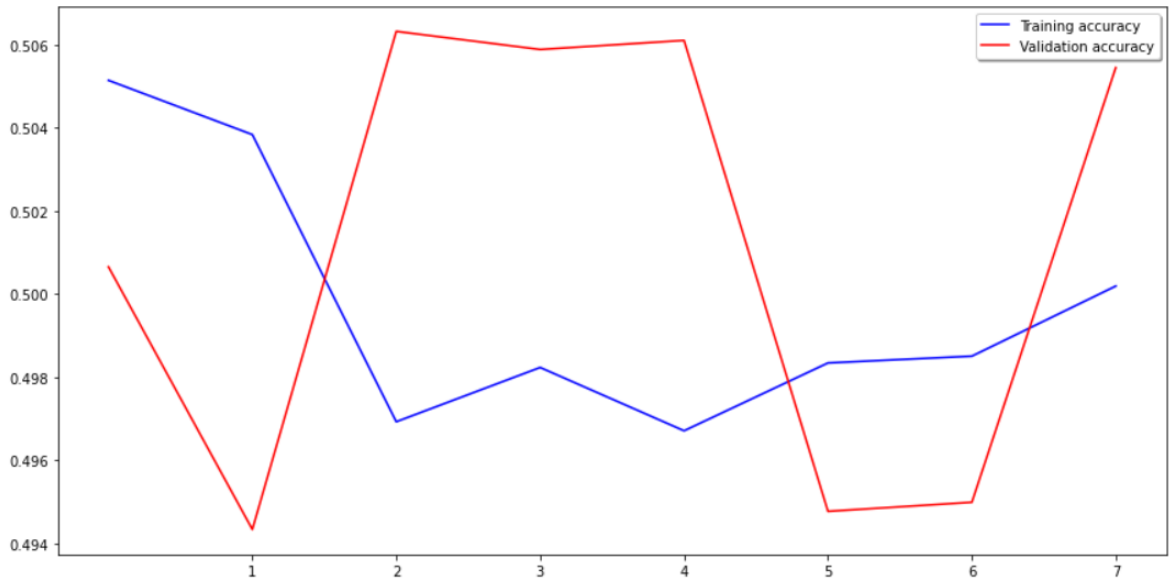
```
epochs=3 if FAST_RUN else 8
history2 = model2.fit_generator(
    train_generator,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=total_validate//batch_size,
    steps_per_epoch=total_train//batch_size
)
```

L'output :

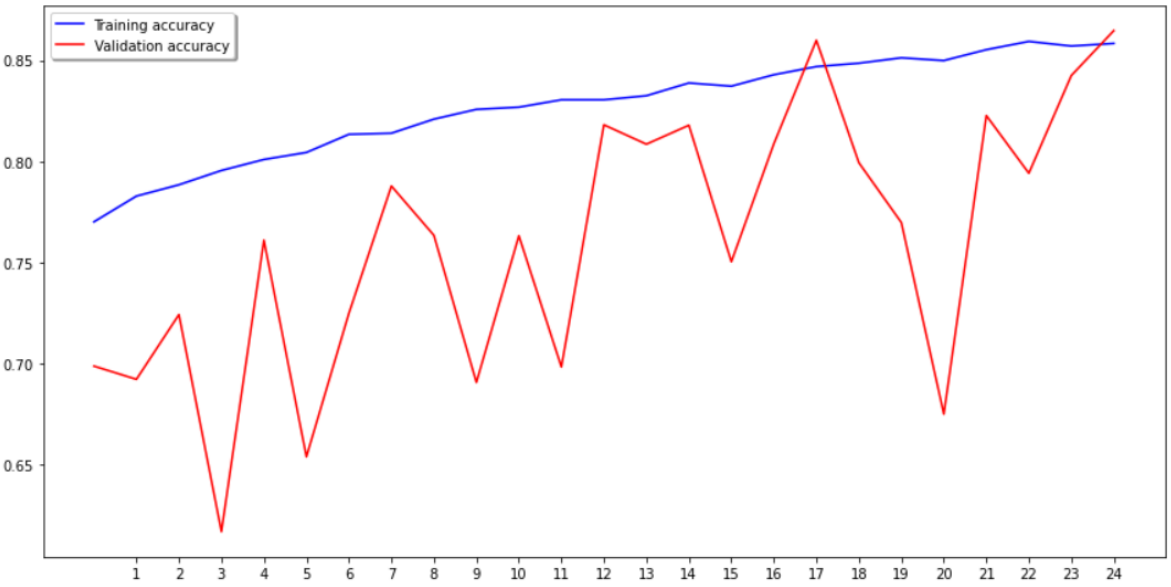
```
Epoch 1/8
C:\Users\ASUS ZenBook\AppData\Local\Temp\ipykernel_13376\2016724532.py:2: UserWarning: `Model.fit_generator` is deprecated and will be removed in a fut
ure version. Please use `Model.fit`, which supports generators.
  history2 = model2.fit_generator(
1226/1226 [==============================] - 1445s 1s/step - loss: 8.0913 - accuracy: 0.5051 - val_loss: 0.7214 - val_accuracy: 0.5007
Epoch 2/8
1226/1226 [==============================] - 1753s 1s/step - loss: 0.9891 - accuracy: 0.5038 - val_loss: 0.7060 - val_accuracy: 0.4943
Epoch 3/8
1226/1226 [==============================] - 1459s 1s/step - loss: 1.1654 - accuracy: 0.4969 - val_loss: 1.5661 - val_accuracy: 0.5063
Epoch 4/8
1226/1226 [==============================] - 1253s 1s/step - loss: 1.4341 - accuracy: 0.4982 - val_loss: 0.8163 - val_accuracy: 0.5059
Epoch 5/8
1226/1226 [==============================] - 1310s 1s/step - loss: 1.6054 - accuracy: 0.4967 - val_loss: 1.0462 - val_accuracy: 0.5061
Epoch 6/8
1226/1226 [==============================] - 1365s 1s/step - loss: 1.5739 - accuracy: 0.4983 - val_loss: 0.9731 - val_accuracy: 0.4948
Epoch 7/8
1226/1226 [==============================] - 1237s 1s/step - loss: 1.6821 - accuracy: 0.4985 - val_loss: 0.7413 - val_accuracy: 0.4950
Epoch 8/8
1226/1226 [==============================] - 1391s 1s/step - loss: 1.6484 - accuracy: 0.5002 - val_loss: 1.5423 - val_accuracy: 0.5054
```

```
model.save_weights("model_SELU_001LR.h5")
```

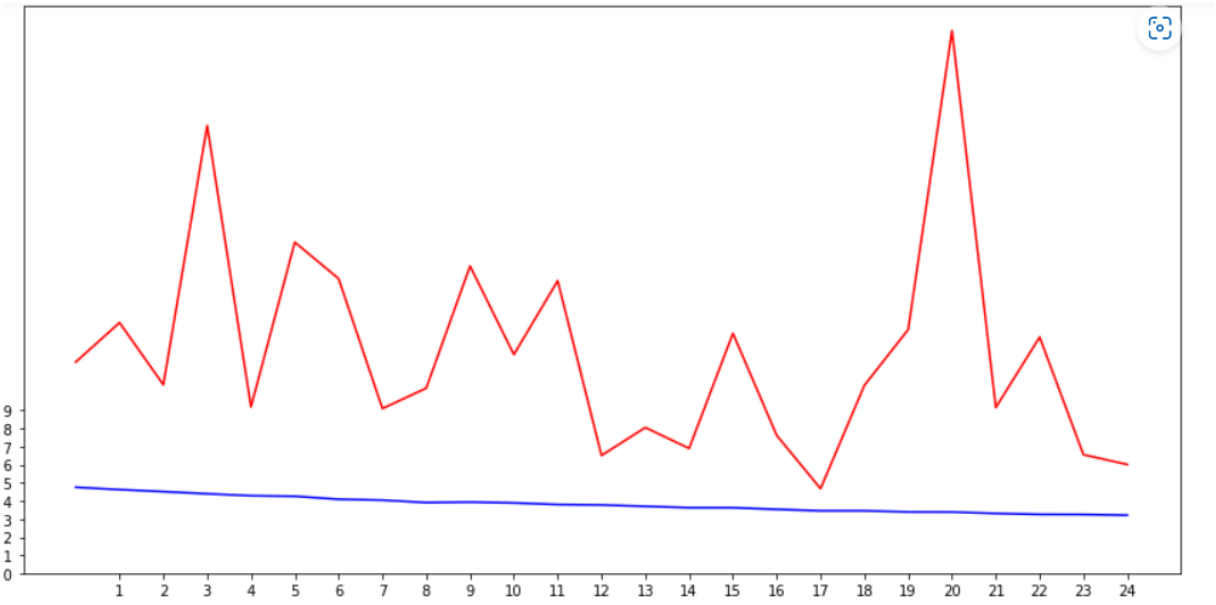
Le graphe tracé sera le suivant :



Nous augmentons le nombre d'époques à 25 époques et le résultats des courbes sont les suivants :



Et pour les losses :



On remarque qu'il y'a de l'overfitting.

Modèle Avec 4 couches fonction activation Relu et LR=0,0001 :

Même chose nous travaillerons sur les mêmes données, pour le modèle :

```
from keras.models import Sequential
import keras

from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Dropout, Flatten, Dense, Activation, BatchNormalization

model3 = Sequential()

model3.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(IMAGE_WIDTH, IMAGE_HEIGHT, IMAGE_CHANNELS)))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))

model3.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))


model3.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))


model3.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))

model3.add(Flatten())
model3.add(Dense(512, activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(Dropout(0.5))
model3.add(Dense(2, activation='softmax')) # 2 because we have cat and dog classes
```

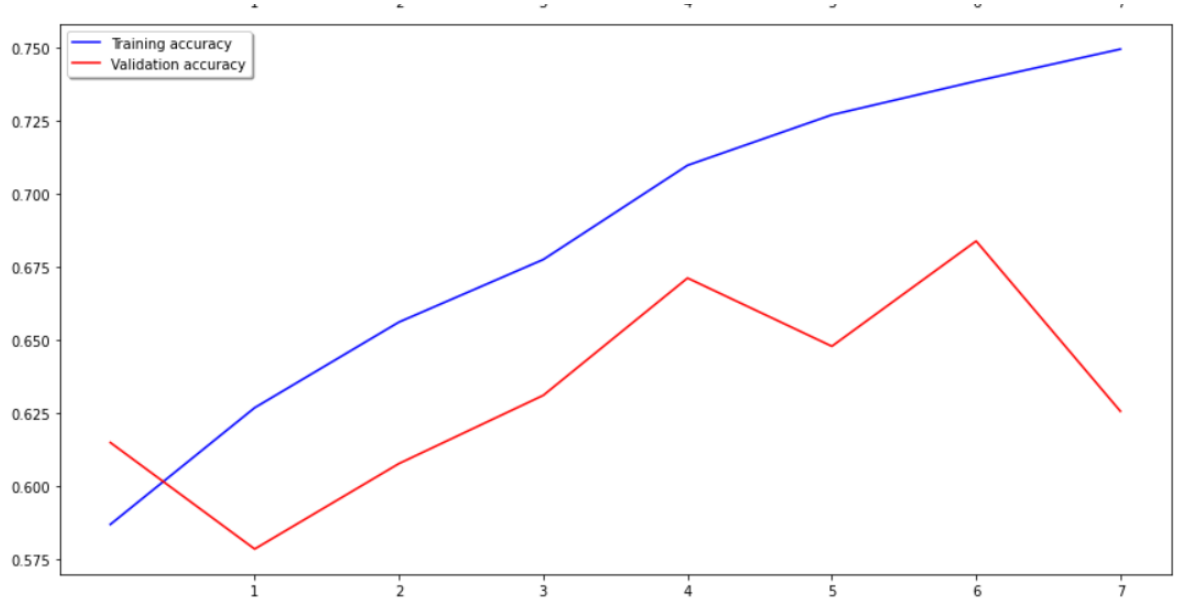
Après avoir conçu le modèle nous trainons notre data sur ce modèle :

```
epochs=3 if FAST_RUN else 8
history3 = model3.fit_generator(
    train_generator,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=total_validate//batch_size,
    steps_per_epoch=total_train//batch_size
)
```

Après avoir passé presque toutes les époques :

```
Epoch 1/8
1226/1226 [==============================] - 720s 584ms/step - loss: 0.9995 - accuracy: 0.5871 - val_loss: 1.5464 - val_accurac
y: 0.6150
Epoch 2/8
1226/1226 [==============================] - 743s 606ms/step - loss: 0.7832 - accuracy: 0.6269 - val_loss: 2.0369 - val_accurac
y: 0.5786
Epoch 3/8
1226/1226 [==============================] - 762s 622ms/step - loss: 0.6763 - accuracy: 0.6562 - val_loss: 1.8202 - val_accurac
y: 0.6078
Epoch 4/8
1226/1226 [==============================] - 781s 637ms/step - loss: 0.6198 - accuracy: 0.6776 - val_loss: 1.5119 - val_accurac
y: 0.6312
Epoch 5/8
1226/1226 [==============================] - 755s 616ms/step - loss: 0.5688 - accuracy: 0.7098 - val_loss: 1.2929 - val_accurac
y: 0.6712
Epoch 6/8
1226/1226 [==============================] - 816s 665ms/step - loss: 0.5442 - accuracy: 0.7270 - val_loss: 1.8203 - val_accurac
y: 0.6479
Epoch 7/8
1226/1226 [==============================] - 810s 660ms/step - loss: 0.5311 - accuracy: 0.7385 - val_loss: 1.1749 - val_accurac
y: 0.6839
Epoch 8/8
1226/1226 [==============================] - 808s 659ms/step - loss: 0.5104 - accuracy: 0.7495 - val_loss: 1.7130 - val_accurac
y: 0.6257
```

L'accuracy est aux alentours de 75% les graphes de métriques sont illustrés dans la photo ci-dessous :



Modèle avec 4 conv2d et LR=0,0001 et 20 époques :

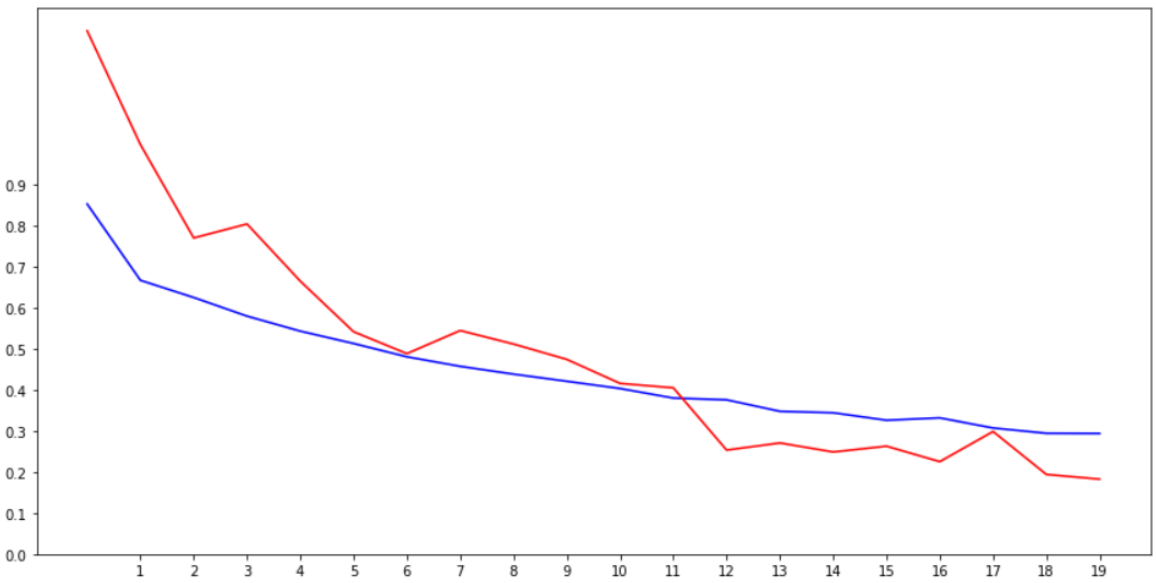
Afin d'augmenter la précision de notre modèle nous avons choisi d'ajouter le nombre d'époques a 20 epoques et minimiser le learning rate ainsi d'ajouter le nombre de couches avec une couche de 1024 neurones comme montre la figure suivante :

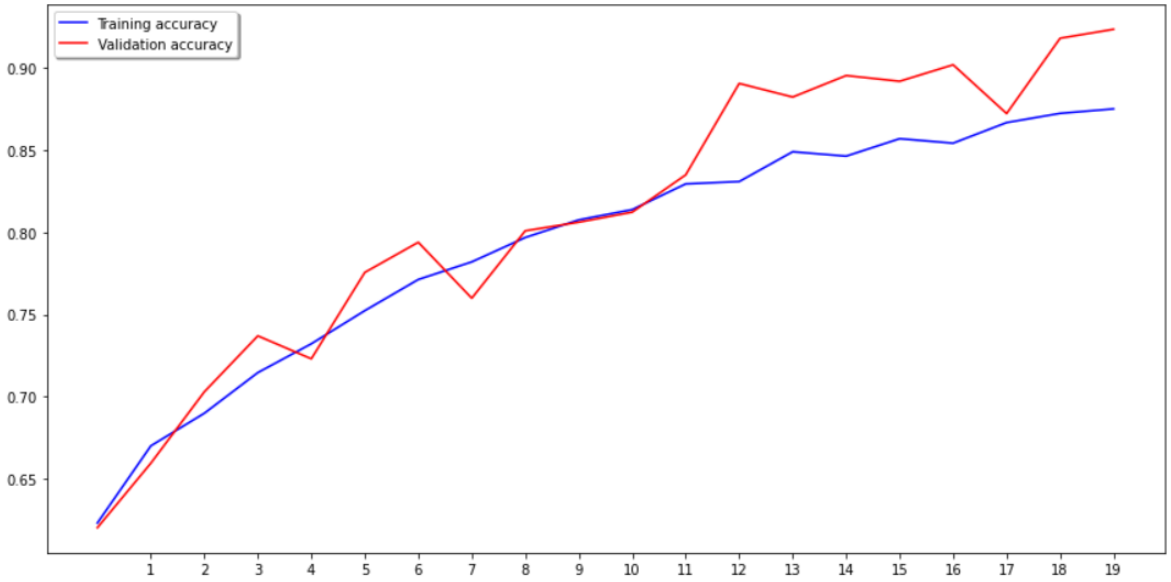
```
from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Dropout, Flatten, Dense, Activation, BatchNormalization

model3 = Sequential()

model3.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(IMAGE_WIDTH, IMAGE_HEIGHT, IMAGE_CHANNELS)))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))

model3.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))


model3.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))


model3.add(Conv2D(512, (3, 3), activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model3.add(Dropout(0.25))

model3.add(Flatten())
model3.add(Dense(1024, activation='relu'))
model3.add(BatchNormalization())
model3.add(Dropout(0.25))
model3.add(Dense(2, activation='softmax')) # 2 because we have cat and dog classes
opt1 = keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.0001)  #learning rate a 0,0001
model3.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=opt1, metrics=['accuracy'])

model3.summary()
```

Nous avons ajouter 1024 couches ainsi que nous avons mis le dropout a 25% a la dernière couche contrairement au modèle précédent et nous entrainons le modèle avec 20 époques :

```
epochs=3 if FAST_RUN else 20
history3 = model3.fit_generator(
    train_generator,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    validation_steps=total_validate//batch_size,
    steps_per_epoch=total_train//batch_size
)
```

Nous traçons après les deux courbes pour le loss ainsi les précisions nous remarquons que la précisions est de 93% ce qui est bien :





Synthèse :

A travers l'étude d'un problème de classification (chat et chien) nous avons vu l'impact des paramètres en entrée du cnn (nb couches, Learning rate, fonction activation, nb époques) sur le comportement du modèle ciblé, mais le paramètre qui contrôle le modèle et sa qualité reste le choix idéale du data set et des données de training , validation et de test