Classification cat et dog analysis

# TP IA CNN

SEDJAL ABDELGHANI

UPEC

2022-2023

# Table des matières

Présentation du dataset :	. 2
Importation des bibliothèques :	. 2
Prétraitement de données et création des classes :	. 2
Création du model (RELU Softmax) Ir= 0.01:	. 3

#### 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']
```

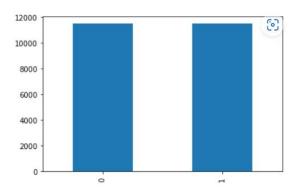
#### Prétraitement de données et création des classes :

```
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
})
```

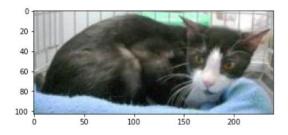
A travers ce petit script nous allons pouvoir répartir les données du dataset et attribuer a chaque image une catégorie tel qu'il est montré sur la figure ci-dessus.

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(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(PasteNhormalization())
model.add(Dense(512, activation='relu'))
model.add(BatchNormalization())
model.add(BatchNormalization())
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

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.

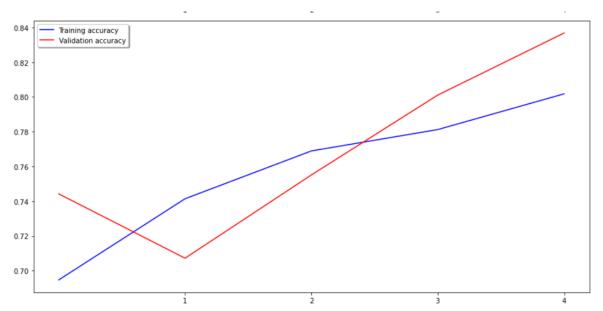
```
train_datagen = tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(
    rotation_range=15,
    rescale=1./255,
    shear_range=0.1,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1
)

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.
```

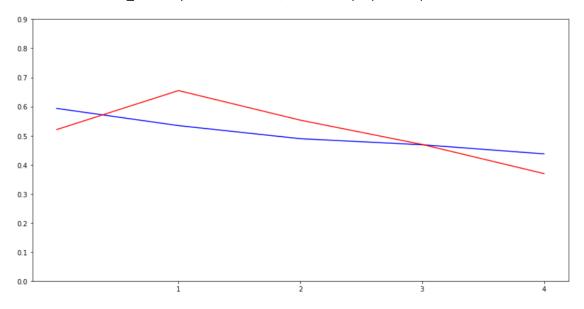
On répète la même chose pour la le validation générateur ces deux variables seront introduit comme paramètres dans le model fitting

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

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 :

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 :



### 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
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()
```

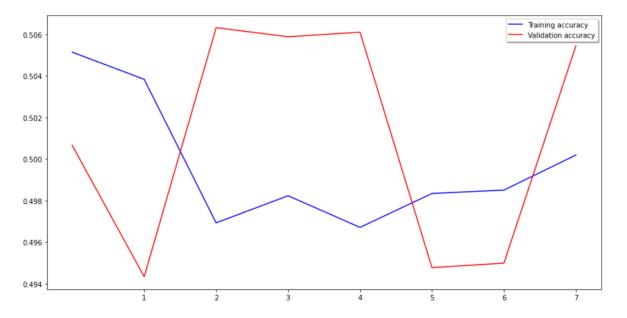
Puis comme le premier modèle nous le passons par le fitting

```
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 [=======
Epoch 2/8
              1226/1226 [=
            ============] - 1459s 1s/step - loss: 1.1654 - accuracy: 0.4969 - val_loss: 1.5661 - val_accuracy: 0.5063
                1226/1226 [
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
             Epoch 7/8
         Epoch 8/8
              ===========] - 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 :



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 même 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 [
       Epoch 2/8
    1226/1226 [
y: 0.5786
Epoch 3/8
y: 0.6078
1226/1226 [=
    v: 0.6312
1226/1226 [===========] - 755s 616ms/step - loss: 0.5688 - accuracy: 0.7098 - val_loss: 1.2929 - val_accurac
v: 0.6712
v: 0.6479
Epoch 7/8
473/1226 [=======>.....] - ETA: 7:47 - loss: 0.5265 - accuracy: 0.7436
```

L'accuracy est aux alentours de 75%

## 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 epoques) sur le comportement du modèle ciblé.