## Intento 2

# 0. Descarga del dataset

Primero, importar las librerías y paquetes

```
In [3]:
    from keras.models import Sequential
    from keras.layers import Conv2D
    from keras.layers import MaxPooling2D
    from keras.layers import Flatten
    from keras.layers import Dense
    from keras.layers import BatchNormalization
    from keras.layers import GlobalAveragePooling2D
    from keras.layers import Dropout
    # Nota, algunas capas no están importadas aquí y se importan directamente en
    import matplotlib.pyplot as plt
    import tensorflow as tf
    import os
    import numpy as np
    import random as rn
```

Fijamos seeds para poder reproducir resultados (aunque aun así a veces no lo conseguimos, probablementa haya inicializaciones que no dependan de estas seeds)

# 1. Construcción del modelo CNN añadiendo una capa de dropout

El modelo empleado es el mismo que el modelo base, con la única diferencia de que añadimos

una capa de dropout (20%) antes de la última neurona, tratando de reducir el overfitting.

```
In [5]:
        frame size = (64, 64)
        esta dupla nos permitirá parametrizar la resolución
        de entrada de las imágenes
        def crear_clasificador_intento2():
            classifier = Sequential()
            classifier.add(Conv2D(filters = 32, kernel size = (3, 3),
                             input shape = (*frame size, 3), activation = "relu"))
            classifier.add(MaxPooling2D(pool size = (2,2)))
            classifier.add(Conv2D(filters = 32, kernel_size = (3, 3), activation = "re
            classifier.add(MaxPooling2D(pool size = (2,2)))
            classifier.add(Flatten())
            classifier.add(Dense(units = 128, activation = "relu"))
            classifier.add(Dropout(0.2))
            classifier.add(Dense(units = 1, activation = "sigmoid"))
            return classifier
```

### 2. Entrenamiento del intento 2

Total params: 813,217

En primer lugar instanciamos nuestro modelo y compilamos usando:

- Un optimizador Adam. La learning rate que emplea por defecto es 0.001
- Binary cross entropy como función de coste a minimizar.

```
In [6]:
        classifier = crear clasificador intento2()
        classifier.compile(optimizer = "adam",
                          loss = "binary crossentropy",
                          metrics = ["accuracy"])
        classifier.summary()
       Model: "sequential"
                                   Output Shape
       Layer (type)
                                                           Param #
       conv2d (Conv2D)
                                   (None, 62, 62, 32)
                                                           896
       max pooling2d (MaxPooling2D) (None, 31, 31, 32)
       conv2d 1 (Conv2D)
                                   (None, 29, 29, 32)
                                                           9248
       max pooling2d 1 (MaxPooling2 (None, 14, 14, 32)
       flatten (Flatten)
                                   (None, 6272)
       dense (Dense)
                                   (None, 128)
                                                           802944
       dropout (Dropout)
                                   (None, 128)
                                                           129
       dense 1 (Dense)
                                   (None, 1)
       ______
```

```
Trainable params: 813,217 Non-trainable params: 0
```

Epoch 3/100

Epoch 4/100

En segundo lugar, generamos los datasets de entrenamiento y test. Emplearemos un tamaño de batch de 32

```
In [7]:
         from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
         batch_size=32
         train datagen = ImageDataGenerator(
                 rescale=1./255,
                 shear range=0.2,
                 zoom range=0.2,
                 horizontal flip=True)
         test datagen = ImageDataGenerator(rescale=1./255)
         training dataset = train datagen.flow from directory(train ds path,
                                                               target size=frame size,
                                                               batch size=batch size,
                                                               class mode='binary')
         testing dataset = test datagen.flow from directory(test ds path,
                                                             target size=frame size,
                                                             batch size=batch size,
                                                             class mode='binary')
        Found 8000 images belonging to 2 classes.
```

Found 2000 images belonging to 2 classes.

Definimos el callback y realizamos el entrenamiento con las condiciones descritas en la sección

de introducción.

```
In [8]:
        callbacks = [
            tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='val loss', min delta = 0, patien
        history2 = classifier.fit(x=training dataset,
                                steps per epoch=8000/batch size,
                                epochs=100,
                                validation data=testing dataset,
                                validation steps=2000/batch size,
                                workers=4,
                                callbacks=callbacks) # "Si pedimos más de un proceso
       Epoch 1/100
        250/250 [============== ] - 48s 189ms/step - loss: 0.6844 - acc
       uracy: 0.5561 - val_loss: 0.6235 - val_accuracy: 0.6495
       Epoch 2/100
       250/250 [============= ] - 45s 178ms/step - loss: 0.6108 - acc
       uracy: 0.6583 - val loss: 0.5650 - val accuracy: 0.7180
```

250/250 [============== ] - 46s 185ms/step - loss: 0.5574 - acc

250/250 [============== ] - 44s 176ms/step - loss: 0.5351 - acc

3 de 5

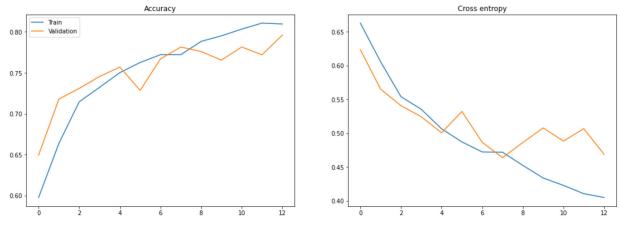
uracy: 0.7185 - val loss: 0.5407 - val accuracy: 0.7310

uracy: 0.7301 - val loss: 0.5244 - val accuracy: 0.7455

```
Epoch 5/100
250/250 [==================] - 40s 161ms/step - loss: 0.5041 - acc
uracy: 0.7529 - val loss: 0.5006 - val accuracy: 0.7570
Epoch 6/100
250/250 [=============== ] - 46s 184ms/step - loss: 0.4851 - acc
uracy: 0.7672 - val loss: 0.5322 - val accuracy: 0.7285
Epoch 7/100
250/250 [=============] - 58s 228ms/step - loss: 0.4729 - acc
uracy: 0.7789 - val loss: 0.4866 - val accuracy: 0.7670
Epoch 8/100
250/250 [=============== ] - 47s 185ms/step - loss: 0.4797 - acc
uracy: 0.7651 - val loss: 0.4638 - val accuracy: 0.7815
Epoch 9/100
250/250 [============== ] - 51s 203ms/step - loss: 0.4483 - acc
uracy: 0.7915 - val loss: 0.4863 - val accuracy: 0.7760
Epoch 10/100
250/250 [============== ] - 52s 207ms/step - loss: 0.4347 - acc
uracy: 0.7928 - val loss: 0.5078 - val accuracy: 0.7655
Epoch 11/100
uracy: 0.7996 - val loss: 0.4884 - val accuracy: 0.7815
Epoch 12/100
250/250 [============== ] - 54s 216ms/step - loss: 0.4149 - acc
uracy: 0.8046 - val loss: 0.5067 - val accuracy: 0.7720
Epoch 13/100
250/250 [============== ] - 60s 235ms/step - loss: 0.4080 - acc
```

#### Ploteamos el resultado

```
In [9]:
    def plot_resultados_training(history):
        fig, axes = plt.subplots(1,2, figsize=(18,6))
        axes[0].plot(history.history['accuracy'], label='Train')
        axes[0].plot(history.history['val_accuracy'], label='Validation')
        axes[0].legend()
        axes[0].set_title('Accuracy')
        axes[1].plot(history.history['loss'], label='Train')
        axes[1].plot(history.history['val_loss'], label='Validation')
        axes[1].set_title('Cross entropy')
        plot_resultados_training(history2)
```



```
In [10]: classifier.save('.\\models\\clasificador2')
```

INFO:tensorflow:Assets written to: .\models\clasificador2\assets

#### Comentario

El resultado de la precisión de la validación ha mejorado un uno por ciento y el entrenamiento ha bajado més de tres puntos. Así pues parece que hemos conseguido reducir el sobre-entrenamiento.

## Propuesta de mejora

Pensamos que para seguir reduciendo el diferencial entre las precisiones (y los valores de pérdida) entre entrenamiento y validación podemos aumentar algo más el tanto por ciento de pesos no actualizados en la siguiente versión.

También hemos visto que las imágenes tienen en su mayoría resoluciones de 500 por 400 píxeles aproximadamente y quizás también estemos perdiendo demasiada información al pasarlas a 64x64, así que en la próxima versión las trataremos como imágenes de 96x96 píxeles.