



UNIVERSIDAD DE GRANADA

PROYECTO FINAL

Clasificación de radiografías torácicas para detección de COVID-19

Alberto Luque Infante
David Villar Martos

Quinto curso del Doble Grado de Ingeniería Informática y Matemáticas:
Visión por Computador

28 de enero de 2021

Índice

1. Descripción del proyecto	2
2. Análisis previo del problema	3
3. Base de Datos elegida para el problema	4
3.1. Información de la Base de Datos	4
3.2. Lectura de la Base de Datos	4
3.3. Creación de los conjuntos de train y test	5
4. Implementación de los modelos	6
4.1. DenseNet121	6
4.1.1. Version 0: Extractor de características inicial, sin entrenamiento	6
4.1.2. Version 1: Extractor de características inicial, entrenando la capa de salida	7
4.1.3. Version 2: Data augmentation, más capas densas	7
4.1.4. Version 3: Fine tuning	8
4.2. ResNet50	8
4.3. VGG19	8
4.4. InceptionV3	8
4.5. Xception	8
5. Análisis del modelo: mapas de activación, mapas de calor y conclusiones	8
6. Posibles propuestas de mejora	8
7. Referencias	8

1. Descripción del proyecto

El proyecto consiste en abordar el problema de clasificación de radiografías torácicas con la intención de poder detectar casos positivos de COVID-19.

Partiendo de un modelo de red convolucional preentrenado con la base de datos ImageNet, lo utilizaremos como base para encontrar el mejor modelo que nos permita llevar a cabo esta tarea.

En la base de datos escogida se utilizan imágenes clasificadas en tres clases distintas: radiografías de pulmones sanos (NORMAL), radiografías de pulmones en casos positivos de COVID-19 (COVID) y radiografías de pulmones afectados con neumonía vírica (Viral Pneumonia). Tener este conjunto de datos es muy interesante puesto que no sólo tendremos que distinguir pulmones sanos de pulmones enfermos, sino también distinguir entre pulmones enfermos con neumonías víricas, siendo distinto el tipo de virus.

Por tanto, nuestro problema de clasificación va a consistir en implementar un modelo que nos permita clasificar estas imágenes en las tres clases.

Primero haremos un análisis previo del problema para poder enfocarlo correctamente. A continuación comenzaremos con la lectura y preprocesamiento de los datos, conformando los conjuntos de train y test.

Hemos elegido como modelo inicial preentrenado con ImageNet el modelo DenseNet121. Partiendo de una primera versión muy básica poco a poco le iremos añadiendo mejoras hasta encontrar el modelo más óptimo.

Posteriormente, utilizaremos otros modelos conocidos preentrenados también en ImageNet para poder compararlos entre sí.

Finalmente, vamos realizar un análisis pormenorizado de los resultados obtenidos, visualizando los mapas de activación y mapas de calor con el objetivo de detectar qué zonas de las imágenes de entrada son más discriminativas de cara a realizar la clasificación. De esta forma podremos entender un poco mejor el modelo y extraer conclusiones que puedan ayudar también al campo de la medicina.

Por último, comentaremos algunas propuestas o aspectos que se podrían mejorar en un futuro en base a la experiencia obtenida.

2. Análisis previo del problema

El uso de la radiografía simple de tórax para la detección de patologías torácicas, es una técnica muy efectiva y se considera la exploración base a realizar, debido a la gran cantidad de información que es capaz de aportar. Se utilizan también otro tipo de técnicas, tales como la tomografía computerizada, resonancia magnética, radioscopia o ecografía, pero siempre como apoyo a la radiografía torácica.

Las proyecciones básicas de la radiografía simple de tórax son la posteroanterior (frontal) y la lateral. Normalmente se practican en inspiración máxima y sostenida, con el paciente en bipedestación. La lectura de la radiografía de tórax por parte de un médico se hace siempre de forma sistemática, analizando secuencialmente y por orden: partes blandas, hueso, diafragma, mediastino, hilos pulmonares, pleura y parénquima pulmonar.

Clínicamente la neumonía se define como una consolidación pulmonar en una radiografía de tórax junto con signos y síntomas clínicos de infección respiratoria (fiebre, tos y expectoración). La consolidación pulmonar se ve reflejada a nivel radiológico en que aumenta la opacidad de los pulmones debido al cúmulo de otras sustancias más densas que el aire.

La consolidación pulmonar típica es debida con frecuencia a la presencia de una neumonía, pero este patrón radiológico no es específico de ella, ya que cualquier enfermedad que ocupe el espacio aéreo producirá la misma imagen. Por tanto, el examen radiológico es indispensable para el diagnóstico, pero carece de especificidad, por lo que el diagnóstico de la radiografía está ligada a la correlación clínica del paciente.

Las neumonías con respecto al nivel radiológico se dividen en 3 tipos: Neumonías lobulares y segmentarias, Bronconeumonías, y por último, Neumonías intersticiales.

La neumonía vírica COVID-19 entra dentro de este último grupo. Desde el mes de diciembre del año 2019, cuando se detectó el primer caso de COVID-19, el virus se ha propagado a nivel mundial teniendo una alta tasa de contagio, considerándose una pandemia desde marzo de 2020. Ha provocado desde entonces la mayor crisis sanitaria que se ha vivido globalmente en los tiempos modernos, y es una prioridad el intentar controlar la pandemia. Las radiografías torácicas permiten diagnosticar la enfermedad y entender mejor cómo afecta al organismo, por lo que consideramos muy relevante su estudio. Sin embargo, es posible confundir una neumonía vírica provocada por COVID-19 con otras neumonías víricas ocasionadas por otros patógenos.

Existen ya algunos estudios los cuales intentan encontrar patrones radiológicos que intenten diferenciar el COVID-19 de otros tipos de neumonías víricas, como en https://www.researchgate.net/publication/3319_from_viral_pneumonia_on_chest_CT o en <https://insightsimaging.springeropen.com/articles/10.1186/s13244-020-00933-z>, donde se encuentran dificultades para ello.

Por tanto, nuestro estudio tratará de desarrollar mediante redes neuronales preentrenadas, un método efectivo para clasificación de radiografías torácicas posteroanteriores, que sea capaz de distinguir pacientes con pulmones sanos de pacientes con pulmones enfermos, por neumonías víricas, pero además, que sea capaz de distinguir entre neumonías víricas, centrándonos en la distinción de que el agente patógeno sea el COVID-19 o no, para un mejor estudio y entendimiento de esta enfermedad.

3. Base de Datos elegida para el problema

3.1. Información de la Base de Datos

La base de datos elegida para el proyecto se encuentra en Kaggle :
<https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>.

La base de datos, contiene un total de 3886 imágenes de radiografías torácicas posteroanteriores en su actualización del 5 de enero de 2021 (versión 3). La distribución de imágenes por clases es de 1200 imágenes de la clase COVID, 1341 imágenes de la clase NORMAL y 1345 imágenes de la clase Viral Pneumonia.

El conjunto de imágenes del dataset proceden de distintas fuentes. Las imágenes de la clase COVID proceden de las siguientes fuentes:

- 400 radiografías torácicas frontales de la fuente de github : <https://github.com/armiro/COVID-CXNet>
- 183 radiografías torácicas frontales del colegio médico de Hannover, Alemania: <https://github.com/ml-workgroup/covid-19-image-repository/tree/master/png>.
- 617 radiografías torácicas frontales de entre las siguientes fuentes
 - Sociedad Italiana de Radiología Médica <https://sirm.org/category/senza-categoria/covid-19/>
 - <https://eurorad.org>, base de datos operada por Sociedad Europea de Radiología (ESR)
 - <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset> . Aquí las imágenes vienen de distintas fuentes públicas además de otras fuentes indirectas de hospitales y físicos.

El resto de imágenes (imágenes de pulmones sanos e imágenes de pulmones con otro tipo de neumonías víricas) provienen del dataset <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset>. Las imágenes de este conjunto de datos provienen de un centro médico en Guangzhou.

No hemos encontrado evidencia, ni de que se repitan imágenes en las imágenes con coronavirus, cosa que podría haber sido posible por el hecho de que se han extraído de varias fuentes, y de hecho hay varias fuentes que cogen imágenes de otras que aquí aparecen (la de 400 coge de sirm, por ejemplo) ni de que haya varias imágenes correspondientes a un mismo paciente en distintos instantes de tiempo.

Este conjunto de imágenes podría considerarse un conjunto de datos pequeño en comparación con otros grandes conjuntos de datos ampliamente empleados en el campo de visión por computador como pudiera ser Imagenet, CIFAR,... Sin embargo, debido a lo relativamente reciente que es la pandemia del COVID-19(1 año y 2 meses), y debido a que son imágenes médicas, es complicado encontrar grandes conjuntos de datos para esta tarea. El conjunto de datos actual es el más extenso de entre todos los que hemos podido encontrar.

3.2. Lectura de la Base de Datos

Para que las clases estén equilibradas vamos a tomar el mismo número de imágenes por clase, 1200, luego tendremos un total de 3600 imágenes.

Para leer las imágenes, creamos un vector de etiquetas con las 1200 etiquetas para cada clase y utilizamos la función implementada *leerImagenes*.

Leemos las imágenes de cada clase haciendo interpolación bilineal para que tengan un tamaño de (224,224), que es el tamaño que tienen las imágenes de ImageNet.

```

1 def leerImagenes(clases, num_imgs, path):
2
3     imgs_covid = np.array([img_to_array(load_img(path + "/" + clases[i] + "/" +
4         clases[i] + " (" + str(i+1) + ").png",
5         target_size = (224, 224),
6         interpolation="bilinear")) for i in
7         range(0,num_imgs)])
8
9     imgs_normal = np.array([img_to_array(load_img(path + "/" + clases[i] + "/" +
10         clases[i] + " (" + str(i-num_imgs+1) + ").png",
11         target_size = (224, 224),
12         interpolation="bilinear")) for i in
13         range(num_imgs,2*num_imgs)])
14
15     imgs_viral = np.array([img_to_array(load_img(path + "/" + clases[i] + "/" +
16         clases[i] + " (" + str(i-2*num_imgs+1) + ").png",
17         target_size = (224, 224),
18         interpolation="bilinear")) for i in
19         range(2*num_imgs,3*num_imgs)])
20
21     return imgs_covid, imgs_normal, imgs_viral

```

Un ejemplo de una imagen de cada clase es el siguiente:

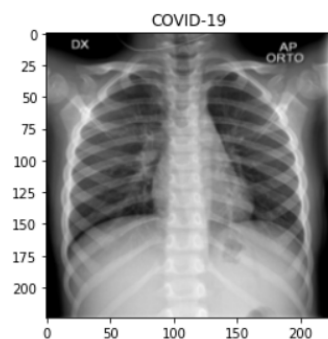


Figura 1: Imagen de la clase COVID

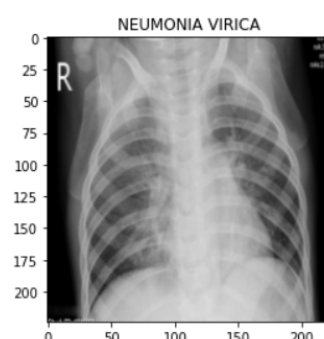


Figura 2: Imagen de la clase Viral Pneumonia

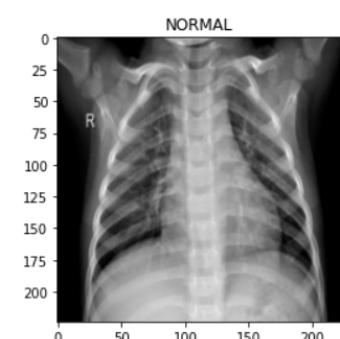


Figura 3: Imagen de la clase NORMAL

3.3. Creación de los conjuntos de train y test

Primero creamos un vector agrupando las imágenes de las tres clases y cambiamos las etiquetas por números enteros, asignando el valor 0 a la clase COVID, el 1 a la clase NORMAL y el 2 a la clase Viral Pneumonia.

A continuación, usando la función *to_categorical* obtenemos una representación binaria de las clases (la clase 0 pasa a ser [1,0,0], la 1 es [0,1,0] y la 2 es [0,0,1]).

Después de hacer una permutación de las imágenes, dividimos en proporción 80%-20% para obtener los conjuntos de entrenamiento y de test, obteniendo 2880 imágenes para entrenar y 720 para test.

4. Implementación de los modelos

4.1. DenseNet121

DenseNet121 es el modelo que hemos elegido para empezar. En las primeras versiones vamos a utilizar el modelo, con los pesos de ImageNet, solo como extractor de características, a partir del cuál añadiremos modificaciones. Finalmente, haremos un ajuste fino del modelo donde sí moveremos los pesos.

4.1.1. Version 0: Extractor de características inicial, sin entrenamiento

Primero vamos a utilizar el modelo DenseNet121 preentrenado con IMAGENET sin entrenar ningún peso. Partiendo de las características extraídas, simplemente vamos a añadir la capa softmax y comprobaremos que los resultados no son para nada buenos, pues todavía no hemos entrenado nuevos pesos, no estamos adaptando la red a nuestros datos en absoluto.

Extraemos las características:

```
1 #Definicion inicial de nuestro modelo preentrenado en imagenet.
2 #Para usarlo como extractor de caracteristicas simple
3
4 #Vamos a cargar el modelo antes del ultimo pooling, para usarlo como extractor de
   caracteristicas
5 feat_extractor = DenseNet121(include_top=False, weights='imagenet', pooling='avg')
6 feat_extractor.trainable = False
7
8 #Una vez tenemos el modelo, vamos a compilarlo usando un optimizador y una funcion de
   perdida
9 opt = SGD(lr=0.01, decay= 1e-6, momentum=0.9, nesterov=True)
10
11 feat_extractor.compile(optimizer=opt, loss="categorical_crossentropy",
   metrics=["acc"])
12
13 #Con esto tenemos el modelo de densenet hasta que nos deja los datos en forma de
   vector unidimensional
14 #de dimension 1024
15 feat_extractor = keras.Model(inputs=feat_extractor.inputs, outputs=
   feat_extractor.layers[-1].output)
16
17 feat_extractor.compile(optimizer=opt, loss="categorical_crossentropy",
   metrics=["acc"])
18
19 # Extraer las caracteristicas de las imagenes con el modelo anterior.
20 car_train = feat_extractor.predict(x_train, verbose=1)
21 car_test = feat_extractor.predict(x_test, verbose=1)
```

Una vez tenemos las características, añadimos la capa softmax y hacemos las predicciones.

```
1 inputs = keras.layers.Input(shape=[1024])
2 outputs = keras.layers.Dense(units=3, activation="softmax")(inputs)
3
4
5 dense_model = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs)
6 opt = SGD(lr=0.01, decay= 1e-6, momentum=0.9, nesterov=True)
7 dense_model.compile(optimizer=opt, loss="categorical_crossentropy", metrics=["acc"])
8
9 #Clasificamos
10 y_preds = dense_model.predict(car_test, verbose=True)
```

```

11
12 print("La accuracy del modelo es: " + str(calcularAccuracy(y_test, y_preds)))
13
14 y_test_conf = np.argmax(y_test, axis=1)
15 y_preds = np.argmax(y_preds, axis=1)
16 print("La matriz de confusion de las predicciones ha sido: \n",
      confusion_matrix(y_test_conf, y_preds))

```

FALTAN RESULTADOS CUANDO EJECUTEMOS CON TODAS LAS IMGS

4.1.2. Version 1: Extractor de características inicial, entrenando la capa de salida

Ahora vamos a reentrenar sólo la capa de salida, sin ningún tratamiento adicional. La única diferencia respecto a la versión anterior es que sí que entrenamos la última capa:

```

1 hist = dense_model.fit(car_train, y_train, batch_size=32, epochs=20,
      validation_split=0.1)

```

RESULTADOS.....

4.1.3. Version 2: Data augmentation, más capas densas

Seguimos empleando la red preentrenada como extractor de características pero se realiza un preprocesado más exhaustivo de imágenes, con image augmentation y normalización, además de hacer un modelo denso de mayor profundidad.

Además de hacer una normalización de las imágenes, para que tengan media cero y varianza 1, hemos detectado que hay imágenes que salen muy blancas y otras muy oscuras, luego debemos conseguir invarianza frente al brillo (añadiendo el parámetro brightness).

En cuanto al data augmentation, los pulmones en las radiografías salen siempre verticales, por lo que no tiene mucho sentido añadir rotaciones pero sí flips horizontales. Los zooms de ampliación también pueden ser interesantes, puesto que las imágenes tienen siempre los pulmones en la zona central, y podemos evitar posibles fuentes de ruido de letras que tienen algunas de las imágenes en las zonas laterales, que se perderán haciendo zoom.

Para aplicar todo esto, creamos un objeto de la clase ImageDataGenerator:

```

1 #Image data generators
2
3 train_generator = ImageDataGenerator(featurewise_center = True,
4                                     featurewise_std_normalization = True,
5                                     validation_split=0.1,
6                                     horizontal_flip=True,
7                                     brightness_range=[0.8,1.25],
8                                     zoom_range=[1,1.2])
9 train_generator.fit(x_train)
10
11 test_generator = ImageDataGenerator(featurewise_center = True,
12                                    featurewise_std_normalization = True)
13
14 test_generator.fit(x_train)
15
16 it = train_generator.flow(x_train, batch_size=1)

```

Añadimos también alguna capa densa más para ganar profundidad:

```
1 inputs = keras.layers.Input(shape=[1024])
2 layer1 = keras.layers.Dense(units=500, activation="relu")(inputs)
3 layer2 = keras.layers.Dense(units=200, activation="relu")(layer1)
4 outputs = keras.layers.Dense(units=3, activation="softmax")(layer2)
```

RESULTADOS.....

En esta última versión puede ser que tengamos un poco de overfitting puesto que el validation loss no decrece al mismo ritmo que el training loss. Regularizamos añadiendo una capa de Dropout.

```
1 inputs = keras.layers.Input(shape=[1024])
2 layer1 = keras.layers.Dense(units=500, activation="relu")(inputs)
3 layer2 = keras.layers.Dropout(0.5)(layer1)
4 layer3 = keras.layers.Dense(units=200, activation="relu")(layer2)
5 outputs = keras.layers.Dense(units=3, activation="softmax")(layer3)
```

RESULTADOS.....

4.1.4. Version 3: Fine tuning

Vamos a probar ahora a hacer un ajuste fino de la red completa, tomando como pesos iniciales los de imagenet. Ahora ya no solo vamos a utilizar DenseNet como extractor de características, sino que, en vez de estar la red congelada, vamos a ir moviendo sus pesos con el entrenamiento.

4.2. ResNet50

4.3. VGG19

4.4. InceptionV3

4.5. Xception

5. Análisis del modelo: mapas de activación, mapas de calor y conclusiones

6. Posibles propuestas de mejora

Como posibles propuestas para mejoras del modelo se podrían tratar los siguientes aspectos:

- Modificar diferentes conjuntos de hiperparámetros de la red, como por ejemplo parámetros del data augmentation o dropout y seleccionar el conjunto para el que el conjunto de validación haya dado mejores resultados. Puesto que hemos probado muchas redes, el tiempo de ejecución hubiera crecido bastante, pero reconocemos que todavía hay margen de mejora empleando el conjunto de validación para poder optimizar más los resultados de la red variando los hiperparámetros.
- Se podrían incluir más técnicas de visualización, como por ejemplo calcular las top n patches para algunas de las neuronas de la red, con el objetivo de ver qué regiones de las imágenes han dado mayor valor de activación para esas neuronas. Seleccionando algunas neuronas situadas cerca de la capa de clasificación, cuyo campo receptivo sería prácticamente toda la red, podremos observar cuáles son las imágenes que más claramente dan signos de ser normales, tener covid, o tener otro tipo de neumonías víricas, cosa que sería muy interesante para establecer los ejemplos más característicos de cada conjunto. Además podríamos seleccionar neuronas más alejadas de las capas finales, que tengan un campo

receptivo menor, para ver qué patrones de medio tamaño se reconocen en la red que luego serán útiles para la clasificación, ya que facilitaría mucho también el encontrar patrones en una imagen que fueran determinante a la hora de decidir la clase de una imagen.

- Como hemos podido observar en los mapas de calor, cuando usamos una red preentrenada como extractor de características, las redes neuronales focalizan su atención en muchas ocasiones en distintas zonas de la imagen que muy poco o nada tienen que ver con los pulmones, donde es evidente que es donde se puede deducir la presencia o no de enfermedad, tal y como lo muestran los modelos de fine tuning que hemos podido visualizar por mapas de calor. Lo que podríamos hacer es forzar a nuestro modelo a prestar atención a los pulmones en vez de a los bordes de la imagen, los cuales normalmente tienen letras u otros elementos perniciosos. Para ello podríamos intentar oscurecer los bordes de la imagen, redimensionar la agrandándola y recortarla dejando fuera los bordes, o podríamos utilizar algún método más sofisticado donde pudiéramos reconocer y eliminar las letras, para posteriormente hacer una reconstrucción de la imagen. Existen muchas alternativas para forzar a que la red preste atención a la zona pulmonar. Esto no va en contra de la filosofía de las redes neuronales, en cuanto a que ellas deciden qué patrones aprender a reconocer reconocer, puesto que lo único que hacemos es focalizar su atención en la zona de la imagen que nosotros queremos.

7. Referencias

<https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>