



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

29 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	5
3.3. Creación de los conjuntos de train y test	6
4. Implementación de los modelos	6
4.1. DenseNet121	7
4.1.1. Version 0: Extractor de características inicial, sin entrenamiento	7
4.1.2. Version 1: Extractor de características inicial, entrenando la capa de salida	8
4.1.3. Version 2: Data augmentation, más capas densas	9
4.1.4. Version 3: Fine tuning	12
4.1.5. Modificaciones a aplicar a las siguientes redes	13
4.2. ResNet50	13
4.2.1. ResNet-EC	13
4.2.2. ResNet-FT	14
4.3. VGG16	15
4.3.1. VGG16-EC	15
4.3.2. VGG16-FT	16
4.4. InceptionV3	17
4.4.1. InceptionV3-EC	17
4.4.2. InceptionV3-FT	18
4.5. Xception	19
4.5.1. Xception-EC	19
4.5.2. Xception-FT	20
4.6. Entrenamiento de una red desde 0	21
4.6.1. Primera Versión: Red más compleja	21
4.6.2. Segunda Versión: Red más simple	24
5. Análisis del modelo: mapas de activación, mapas de calor y conclusiones	26
5.1. Mapas de activación	26
5.2. Mapas de calor	31
5.2.1. Conclusiones	36
6. Posibles propuestas de mejora	36
Referencias	38

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 el challenge de ImageNet, lo utilizaremos como base para encontrar el mejor modelo que nos permita llevar a cabo esta tarea. Es muy importante notar que en el challenge de ImageNet no aparecen imágenes médicas, sino objetos de la vida cotidiana. Mostraremos que las características que una red aprende para un contexto pueden ser empleadas para hacer una clasificación en otro contexto totalmente distinto y dar buenos resultados.

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 que las provoca.

Por tanto, nuestro problema de clasificación va a consistir en implementar un modelo que nos permita clasificar una imagen como perteneciente a una de las 3 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 entrenamiento y test.

Hemos elegido como modelo inicial preentrenado con el challenge de ImageNet el modelo DenseNet121. Partiendo de una primera versión muy básica poco a poco le iremos añadiendo mejoras hasta encontrar el modelo más óptimo. Debido a la calidad de los resultados iniciales que hemos obtenido, como se verá posteriormente, hemos creído conveniente orientar el estudio desarrollando los aspectos que comentaremos ahora.

Tras encontrar una versión razonablemente buena basándonos en DenseNet121, utilizaremos como base otros modelos conocidos preentrenados también en ImageNet, y emplearemos modificaciones similares sobre ellos con respecto a las que hemos empleado sobre DenseNet121, para poder hacer valoraciones y comparaciones entre los mismos.

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 funcionamiento del modelo que nos permita valorarlo mejor 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, radioscopy o ecografía, pero siempre como apoyo a la radiografía torácica.

Las proyecciones básicas de la radiografía simple de tórax son la postoaterior (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, hilios 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 [1, 2, 3]

Las redes neuronales neuronales convolucionales constituyen uno de los métodos más potentes en la actualidad para clasificación de imágenes, y tienen una eficacia probada en una enorme cantidad de contextos. Estos métodos han sido también empleados en el contexto de la medicina, y particularmente, en el de la radiología para conseguir múltiples objetivos debido a su gran potencial de aprendizaje. [4, 5] Además, el hecho de usar redes neuronales preentrenadas puede ser muy útil no sólo a la hora de la rapidez a la hora de entrenarlas, sino debido a que se pueden aprovechar características aprendidas en otros contextos totalmente distintos para emplearlos en los problemas que nos conciernen.

Por tanto, pretendemos con nuestro estudio desarrollar, mediante redes neuronales preentrenadas, un método efectivo para clasificación de radiografías torácicas postoanteriores, 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 si el agente patógeno es el COVID-19 o no lo es, para un mejor diagnóstico, estudio y entendimiento de esta enfermedad. Utilizando distintos tipos de redes conocidas, entrenadas con los pesos del challenge de Imagenet, podremos hacer comparaciones entre ellas y seleccionar la que mejores resultados aporte. Aunque las imágenes con las que se preentrena la red no sean imágenes médicas, como ya hemos dicho, proporcionarán una valiosa información que podrá ser usada en este contexto totalmente distinto. Además intentaremos visualizar las diferentes activaciones que tiene la red para entender un poco mejor las características que ha aprendido, y comprobar que focaliza realmente su atención en la zona pulmonar. El entender qué partes de la radiografía considera la red más importantes a la hora de clasificar podría usarse para mejorar el diagnóstico de la enfermedad y dirigir posteriores estudios de cara a entender mejor cómo afecta la enfermedad al organismo y cómo se diferencia de otro tipo de neumonías víricas

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 [6]

La base de datos, contiene un total de 3886 imágenes de radiografías torácicas postoaanteriores 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 [7]
- 183 radiografías torácicas frontales del colegio médico de Hannover, Alemania [8]
- 617 radiografías torácicas frontales de entre las siguientes fuentes:
 - Sociedad Italiana de Radiología Médica [9]
 - Base de datos operada por Sociedad Europea de Radiología (ESR) [10]
 - Github donde las imágenes vienen de distintas fuentes públicas además de otras fuentes indirectas de hospitales y físicos [11]

El resto de imágenes (imágenes de pulmones sanos e imágenes de pulmones con otro tipo de neumonías víricas) provienen del dataset publicado en Kaggle [12], las cuales 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. El que los datos estén perfectamente equilibrados en nuestro conjunto de datos no quiere decir que en la vida real se den en la misma proporción, pero preferimos que sea así par no favorecer en la tarea de clasificación a ninguna clase frente a las demás.

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 + "/" + clses[i] + "/" +
4         clses[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 + "/" + clses[i] + "/" +
10         clses[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 + "/" + clses[i] + "/" +
16         clses[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
22     return imgs_covid, imgs_normal, imgs_viral
```

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

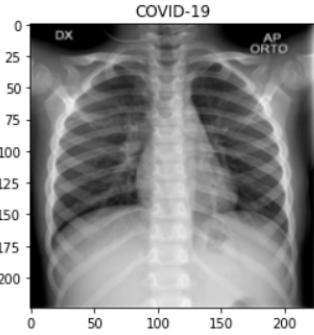


Figura 1: Imagen de la clase COVID



Figura 2: Imagen de la clase Viral Pneumonia

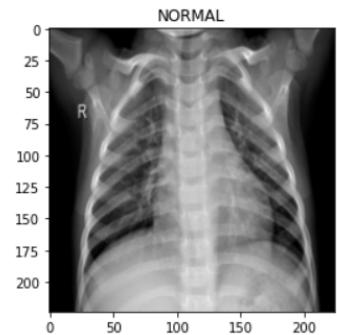


Figura 3: Imagen de la clase NORMAL

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]).

Ahora, para dividir los datos entre entrenamiento y test vamos a optar por hacer una permutación aleatoria de las imágenes, y posteriormente dividiéndolas en proporción 80 %-20 % para entrenamiento y test respectivamente, obteniendo un total de 2880 imágenes para entrenar y 720 para test. Hemos decidido hacer esta partición de los datos debido en parte a que, como hemos hecho notar antes, no hemos encontrado ninguna evidencia de que haya imágenes dentro del conjunto de datos que correspondan al mismo paciente en diferentes instantes de tiempo que puedan hacer que la tarea de clasificación se vea influenciada por este hecho. De ser así, que haya imágenes para un mismo paciente que cayeran unas en entrenamiento y otras en test, harían que aumentara el sobreajuste y la varianza de la red, haciendo que probablemente no generalizara bien y diera peores resultados en test. También pensamos que hubiera sido bastante útil hacer una división de los datos de forma temporal, dejando una proporción de las imágenes tomadas más recientemente como las imágenes para test, puesto que la enfermedad del COVID-19 está en constante evolución y buscamos que la red sea útil para poder ayudar a clasificar casos actuales de COVID-19 (aunque entendemos que las imágenes de pulmones sanos y pulmones con otros tipos de neumonías víricas no varían tanto a lo largo del tiempo). Sin embargo no hemos podido hacer esta división ya que no poseemos información de cuando se han tomado las imágenes. Son por estos hechos por los que hemos optado hacer el tipo de partición indicada.

4. Implementación de los modelos

En esta sección confeccionaremos distintos modelos convolucionales con distintas arquitecturas para poder compararlos y encontrar el que nos proporcione una mejor aproximación de solución a nuestro problema.

Principalmente nos hemos centrado en DenseNet121, que es el modelo inicial del que partimos, pero luego hemos probado otras arquitecturas similares partiendo de otros modelos conocidos para poder comparar.

Por último, también hemos probado con un modelo "from scratch", basado en la arquitectura diseñada por David en la práctica 2 para uno de los ejercicios, para comprobar cómo funciona este modelo, que no está preentrenado y es un poco más simple que los anteriores.

Para intentar que todos los modelos se entrenen en condiciones similares, hemos entrenado todos ellos durante 20 épocas.

4.1. DenseNet121

DenseNet121 es el modelo base que hemos elegido para empezar, puesto que es un modelo potente y entendemos que podríamos dar unos resultados decentes desde un primer momento aplicando técnicas sobre este modelo. 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 #Vamos a cargar el modelo antes del ultimo pooling, para usarlo como extractor de
2 #caracteristicas
3 feat_extractor = DenseNet121(include_top=False, weights='imagenet', pooling='avg')
4 feat_extractor.trainable = False
5
6 #Una vez tenemos el modelo, vamos a compilarlo usando un optimizador y una funcion de
7 #perdida
8 opt = SGD(lr=0.01, decay= 1e-6, momentum=0.9, nesterov=True)
9
10 #Con esto tenemos el modelo de densenet hasta que nos deja los datos en forma de
11 #vector unidimensional
12 #de dimension 1024
13 feat_extractor = keras.Model(inputs=feat_extractor.inputs, outputs=
14     feat_extractor.layers[-1].output)
15
16 # Extraer las caracteristicas de las imagenes con el modelo anterior.
17 car_train = feat_extractor.predict(x_train, verbose=1)
18 car_test = feat_extractor.predict(x_test, verbose=1)
```

El optimizador que he hemos empleado es el mismo que hemos usado en las prácticas, que es el que viene en las diapositivas, un gradiente descendente estocástico, con un tasa de aprendizaje de 0.01, con un paámetro de decaimiento de dicha tasa de aprendizaje de 1e-6, un momento de 0.9, y el descenso de gradiente se hará mediante la metodología Nesterov, en la cual, primero se realiza un desplazamiento en la dirección del gradiente acumulativo que llevamos, y posteriormente se realiza el nuevo cálculo del gradiente desde la posición en la que estemos en el espacio de búsquedas.

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 dense_model = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs)
5 opt = SGD(lr=0.01, decay= 1e-6, momentum=0.9, nesterov=True)
6 dense_model.compile(optimizer=opt, loss="categorical_crossentropy", metrics=["acc"])
7
8 #Clasificamos
9 y_preds = dense_model.predict(car_test, verbose=True)
10
11 print("La accuracy del modelo es: " + str(calcularAccuracy(y_test, y_preds)))
12
13 y_test_conf = np.argmax(y_test, axis=1)
14 y_preds = np.argmax(y_preds, axis=1)
15 print("La matriz de confusión de las predicciones ha sido: \n",
confusion_matrix(y_test_conf, y_preds))
```

Los resultados los podemos observar en la siguiente tabla:

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	

Tabla 1: Resultados de la ejecución de la red DN-V0

La matriz de confusión de la clasificación ha sido la siguiente:

V-COVID	235	0	0
V-Normal	244	0	0
V-Neum.	241	0	0
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 2: Matriz de confusión para la red DN-V0

Podemos comprobar que efectivamente el modelo no es para nada satisfactorio. Obtenemos un valor de test accuracy cercano al 33 %, que sería justo lo equivalente a elegir una de las tres clases de forma aleatoria sin ningún tipo de criterio. De hecho, lo que hace es elegir la primera clase siempre de forma constante, por lo que este modelo no tiene ningún tipo de utilidad ni interés. Se hace patente la necesidad de entrenar por lo menos la nueva capa de salida del modelo.

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)
```

Los resultados obtenidos han sido los siguientes:

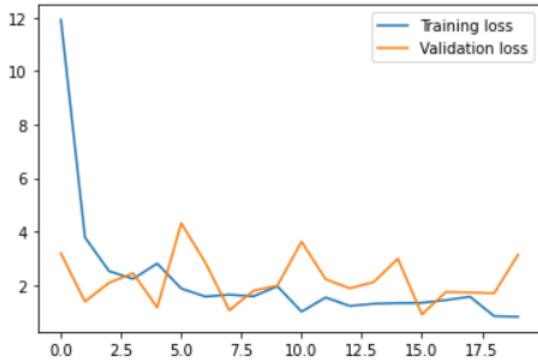


Figura 4: Training-Validation Loss

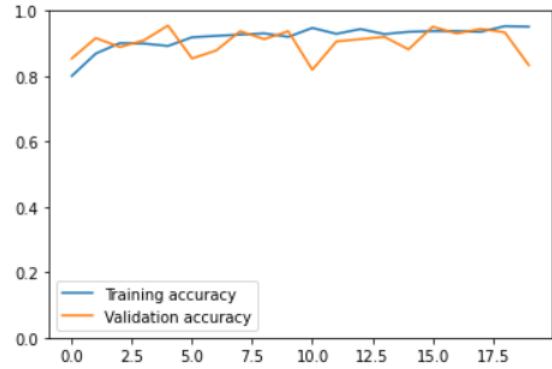


Figura 5: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20

Tabla 3: Resultados de la ejecución para la red DN-V1, mostrando los anteriores

V-COVID	231	1	3
V-Normal	6	135	103
V-Neum.	5	0	236
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 4: Matriz de confusión para la red DN-V1

En este caso vemos que existe una notoria mejoría, consiguiendo unos resultados bastante buenos para solo haber incluido una capa final entrenable. Observando la matriz de confusión podemos apreciar que cuando predice que un pulmón es sano, tiene una tasa de acierto muy alta (tan solo un fallo), pero sin embargo tiene problemas con esta clase respecto a las demás neumonías víricas, pues hay 103 imágenes cuya predicción es Viral Pneumonia cuando realmente son pulmones sanos.

4.1.3. Version 2: Data augmentation, más capas densas

Seguimos empleando la red preentrenada como extractor de características pero se realiza un preprocessado 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 invariancia 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 o huesos 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)

```

Entrenamos el modelo obteniendo los siguientes resultados:

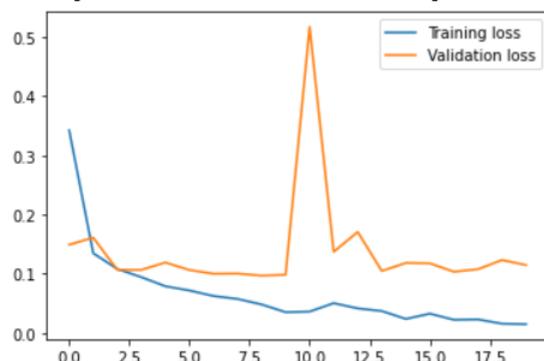


Figura 6: Training-Validation Loss

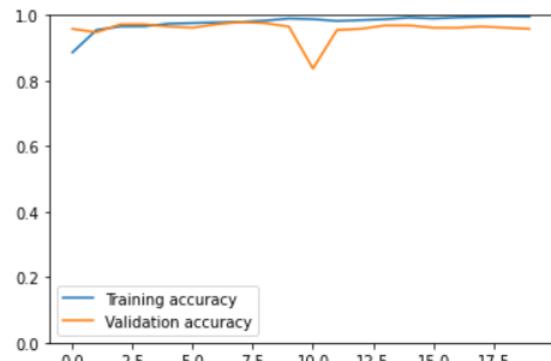


Figura 7: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20

Tabla 5: Resultados de la ejecución para la red DN-V2, mostrando los anteriores

Podemos ver que la mejora ha sido bastante efectiva, obteniendo un valor para test accuracy de 0.9597. Sin embargo, si nos fijamos en las gráficas, puede ser que tengamos un poco de overfitting puesto que el validation loss no decrece al mismo ritmo que el training loss. Además hay un enorme pico tanto en la función de pérdida como en el accuracy de la validación, lo que también nos hace sospechar que es debido a un overfitting.

V-COVID	230	3	2
V-Normal	1	238	5
V-Neum.	1	17	223
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 6: Matriz de confusión para la red DN-V2

Para solucionar esto, regularizamos el modelo 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)

```

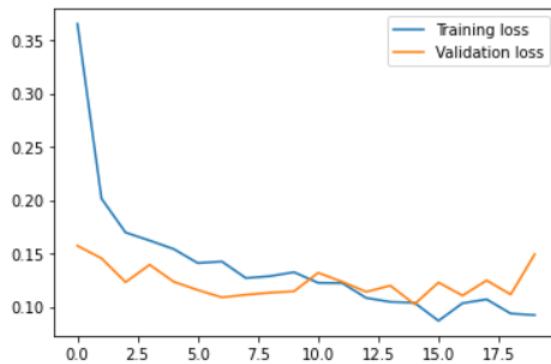


Figura 8: Training-Validation Loss

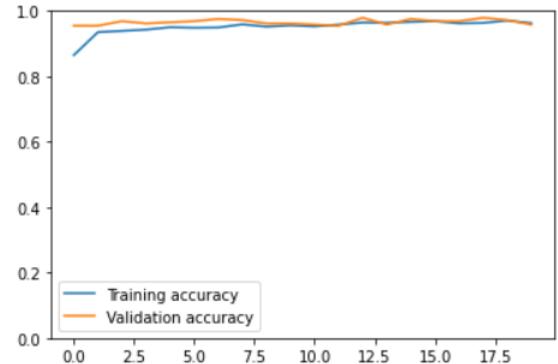


Figura 9: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20

Tabla 7: Resultados de la ejecución para la red DN-V2-reg mostrando los anteriores

V-COVID	226	2	7
V-Normal	0	233	11
V-Neum.	0	11	230
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 8: Matriz de confusión para la red DN-V2-reg

Con la regularización hemos conseguido mantener prácticamente la precisión que teníamos, pero hemos reducido un poco el overfitting que había, como podemos comprobar en las gráficas. Como hemos visto ya no hay ningún salto brusco y durante todo el entrenamiento se produce

una evolución más estable, y la función de pérdida de validación parece no decrecer porque si nos fijamos en el gráfico del accuracy ya se ha alcanzado un punto de estabilidad muy alto para validación.

Comparando la matriz de confusión con la primera que comentamos, vemos que se ha mejorado el problema que había (las 103 imágenes clasificadas como Viral Pneumonia cuando eran pulmones sanos han pasado a ser solo 11). Otro aspecto a comentar es que la clase que mejor clasifica es la clase COVID, con solo 9 ejemplos mal clasificados, con respecto a los 11 ejemplos mal clasificados de las otras 2 clases.

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. Esto permitirá a la red entera adaptarse al conjunto de entrenamiento, y ya no consideraremos la parte convolucional como un extractor de características estático, como sí lo era antes.

En este caso, indicamos que los pesos sí son entrenables:

```
1 denseNet.trainable = True
```

Entrenamos con la función *fit_generator* y obtenemos lo siguiente:

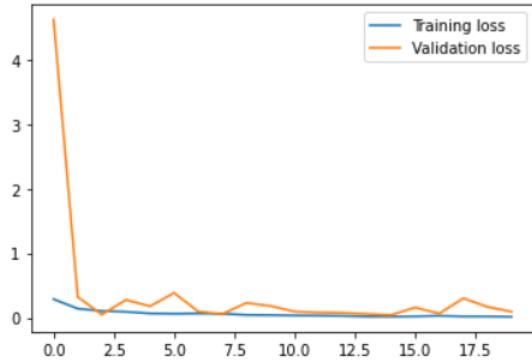


Figura 10: Training-Validation Loss

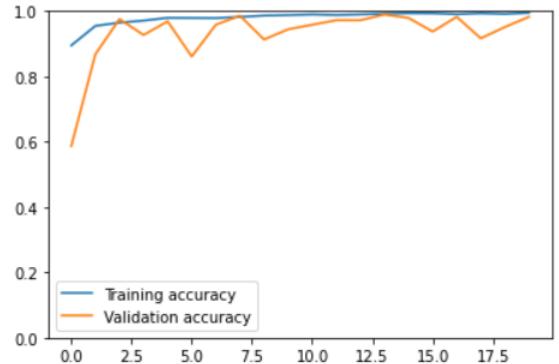


Figura 11: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20

Tabla 9: Resultados de la ejecución para la red DN-V3, mostrando los anteriores

Los resultados obtenidos son bastante buenos, superando el 97% de test accuracy. La matriz de confusión nos sigue indicando que el único pequeño problema que sigue teniendo son esas 14 imágenes de la clase NORMAL clasificadas como Viral Pneumonia, que aunque se ha reducido respecto a las versiones iniciales, ha sido notable en todos los modelos.

V-COVID	235	0	0
V-Normal	0	230	14
V-Neum.	4	1	236
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 10: Matriz de confusión para la red DN-V3

4.1.5. Modificaciones a aplicar a las siguientes redes

Ahora vamos a aplicar las siguientes modificaciones que hemos empleado en estas versiones a distintas arquitecturas distintas a DenseNet121.

- El esquema de modificaciones de la versión 2, donde utilizábamos la red inicial como extractor de características constante, entrenando un pequeño modelo denso al final y utilizando el data augmentation que hemos visto. Notaremos a las redes con estas modificaciones con el nombre de la red base, seguido de EC (Extractor de Características)
- El esquema de modificaciones de la versión 3, donde utilizábamos un ajuste fino, empleando también el mismo data augmentation. Notaremos a las redes con estas modificaciones con el nombre de la red base, seguido de FT (Fine Tuning)

Evidentemente todas las redes que usemos serán redes preentrenadas con los pesos de su entrenamiento con el challenge de Imagenet.

4.2. ResNet50

4.2.1. ResNet-EC

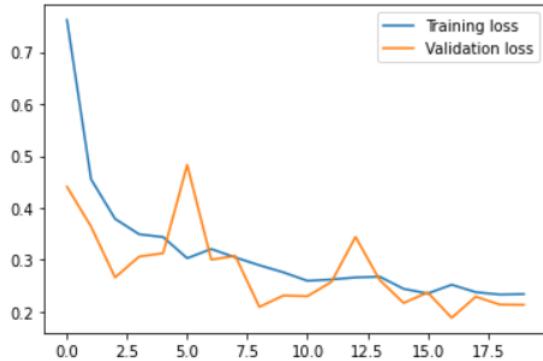


Figura 12: Training-Validation Loss

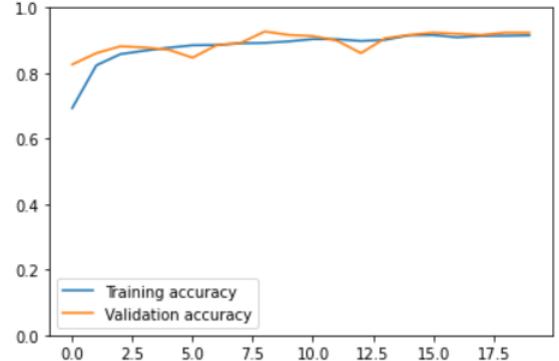


Figura 13: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20

Tabla 11: Resultados de la ejecución para la red ResNet-EC, mostrando los anteriores

V-COVID	234	1	0
V-Normal	15	219	10
V-Neum.	46	14	181
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 12: Matriz de confusión para la red ResNet-EC

El resultado obtenido no es malo, pero tampoco se acerca al anterior de DenseNet en su versión homóloga.

4.2.2. ResNet-FT

Para la versión fine tuning:

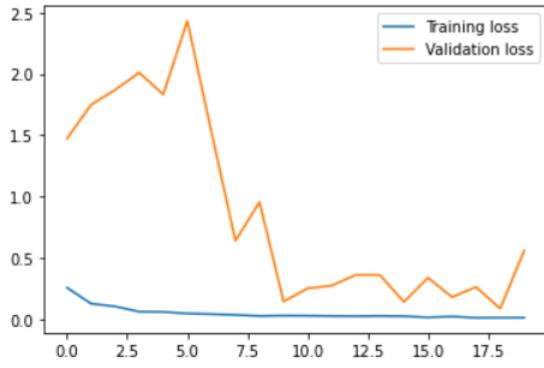


Figura 14: Training-Validation Loss

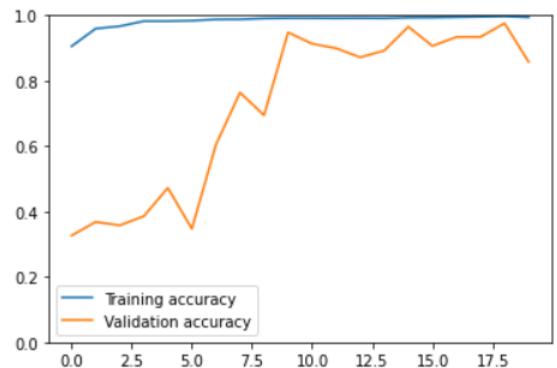


Figura 15: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20

Tabla 13: Resultados de la ejecución para la red ResNet-FT, mostrando los anteriores

V-COVID	173	0	62
V-Normal	2	220	22
V-Neum.	0	5	236
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 14: Matriz de confusión para la red ResNet-FT

A diferencia de lo que pasaba con DenseNet, con ResNet no ha funcionado mejor hacer fine

tunning. Además, por las gráficas podemos apreciar que tal y como hemos definido la arquitectura tenemos overfitting, por lo que tendríamos que regularizarlo aún más para mejorar el aprendizaje.

4.3. VGG16

4.3.1. VGG16-EC

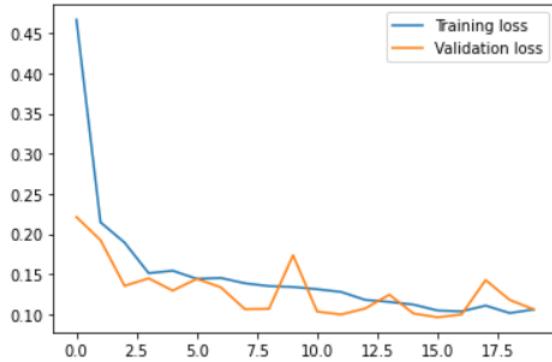


Figura 16: Training-Validation Loss

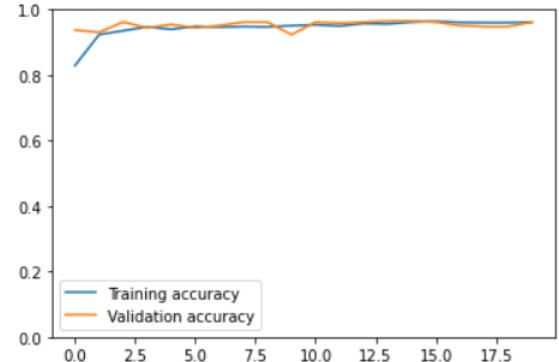


Figura 17: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20

Tabla 15: Resultados de la ejecución para la red VGG16-EC, mostrando los anteriores

V-COVID	234	0	1
V-Normal	2	232	10
V-Neum.	8	24	209
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 16: Matriz de confusión para la red VGG16-EC

En este caso, los resultados son bastante buenos para ser el modelo sin el ajuste fino, muy parecido a DenseNet en ese sentido.

4.3.2. VGG16-FT

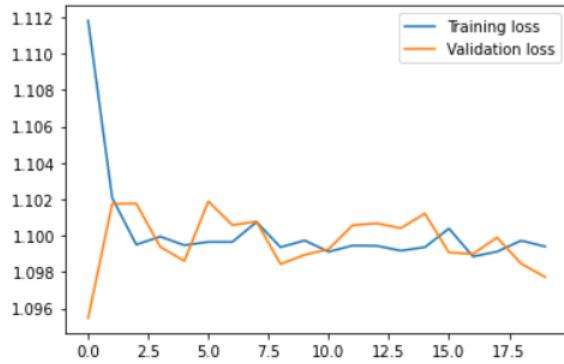


Figura 18: Training-Validation Loss

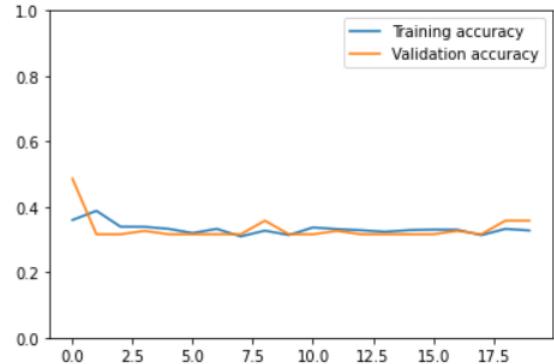


Figura 19: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20

Tabla 17: Resultados de la ejecución para la red VGG16-TF, mostrando los anteriores

V-COVID	0	235	0
V-Normal	0	244	0
V-Neum.	0	241	0
P-COVID	P-Normal	P-Neum	

Tabla 18: Matriz de confusión para la red VGG16-TF

Los resultados son realmente malos, no se aprecia ningún tipo de aprendizaje, ya que son muy cercanos a los que obtuvimos con DN-V0, donde no había ningún tipo de entrenamiento. De hecho, si vemos la matriz de confusión, el modelo siempre predice que todas las imágenes pertenecen a la clase NORMAL.

La ejecución se ha hecho en las mismas condiciones que los demás modelos, luego solo podemos concluir que este modelo no funciona para nada bien en su versión fine tuning.

4.4. InceptionV3

4.4.1. InceptionV3-EC

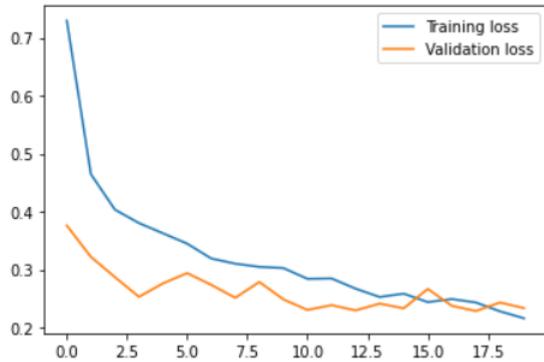


Figura 20: Training-Validation Loss

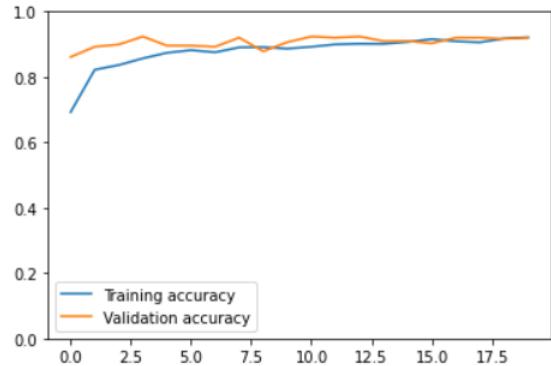


Figura 21: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20
InceptionV3-EC	0.2194	0.9231	0.2337	0.9201	0.8903	20

Tabla 19: Resultados de la ejecución para la red InceptionV3-EC, mostrando los anteriores

V-COVID	224	4	7
V-Normal	17	210	17
V-Neum.	11	23	207
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 20: Matriz de confusión para la red InceptionV3-EC

En general es un buen resultado, aunque no es excepcional comparándolo algunos de sus con sus homólogos anteriores.

4.4.2. InceptionV3-FT

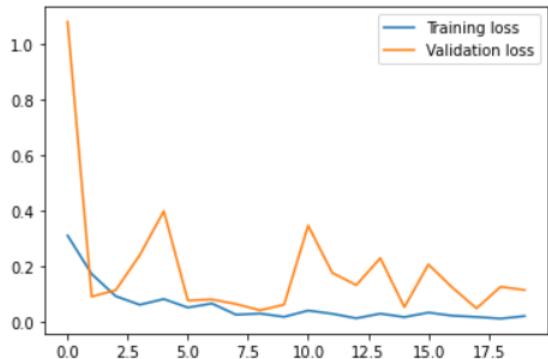


Figura 22: Training-Validation Loss

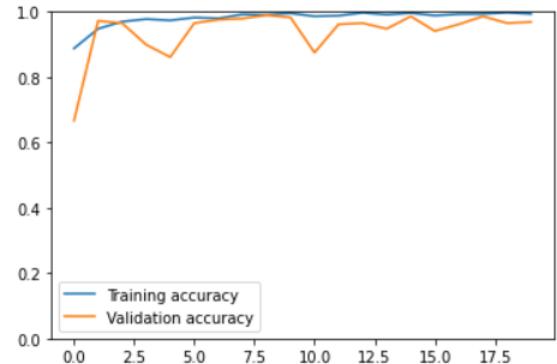


Figura 23: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20
InceptionV3-EC	0.2194	0.9231	0.2337	0.9201	0.8903	20
InceptionV3-FT	0.0146	0.9953	0.1142	0.9688	0.9792	20

Tabla 21: Resultados de la ejecución para la red InceptionV3-FT, mostrando los anteriores

V-COVID	233	1	1
V-Normal	0	243	1
V-Neum.	1	11	229
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 22: Matriz de confusión para la red InceptionV3-FT

Ahora sí que hemos dado un salto de calidad respecto al anterior, que está a la altura del mejor modelo hasta el momento (DN-V3). La única dificultad que encuentra el modelo está a la hora de clasificar imágenes de la clase de otros tipos de Neumonías Víricas, confundiéndolas con imágenes de pulmones sanos.

4.5. Xception

4.5.1. Xception-EC

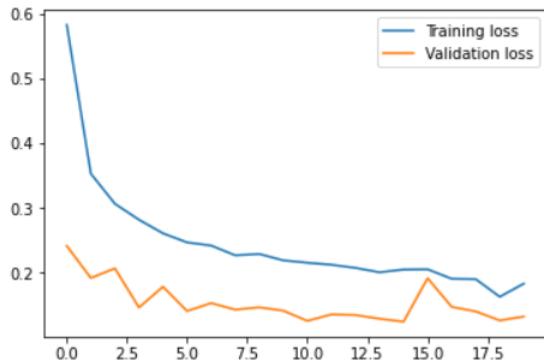


Figura 24: Training-Validation Loss

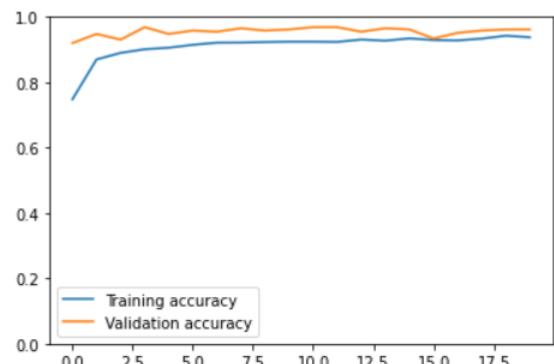


Figura 25: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20
InceptionV3-EC	0.2194	0.9231	0.2337	0.9201	0.8903	20
InceptionV3-FT	0.0146	0.9953	0.1142	0.9688	0.9792	20
Xception-EC	0.1746	0.9405	0.1319	0.9618	0.9153	20

Tabla 23: Resultados de la ejecución para la red Xception-EC, mostrando los anteriores

V-COVID	231	2	2
V-Normal	2	223	19
V-Neum.	8	28	205
P-COVID		P-Normal	P-Neum

Tabla 24: Matriz de confusión para la red Xception-EC

Buenos resultados, que recuerdan bastante a la versión de InceptionV3-EC, que tiene sentido al ser modelos similares.

4.5.2. Xception-FT

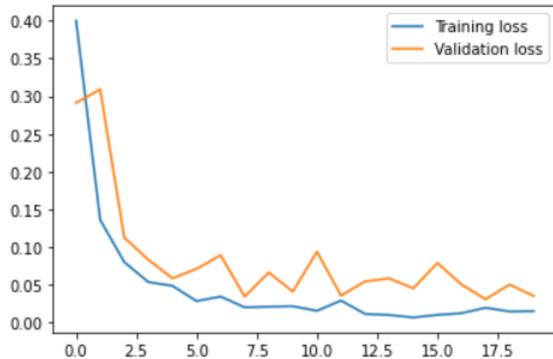


Figura 26: Training-Validation Loss

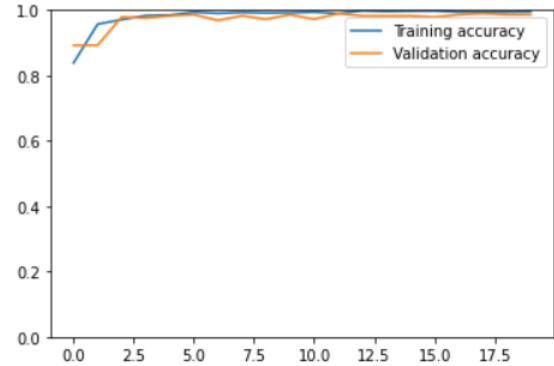


Figura 27: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20
InceptionV3-EC	0.2194	0.9231	0.2337	0.9201	0.8903	20
InceptionV3-FT	0.0146	0.9953	0.1142	0.9688	0.9792	20
Xception-EC	0.1746	0.9405	0.1319	0.9618	0.9153	20
Xception-FT	0.0157	0.9946	0.0352	0.9861	0.9875	20

Tabla 25: Resultados de la ejecución para la red Xception-FT mostrando los anteriores

V-COVID	234	0	1
V-Normal	0	244	0
V-Neum.	0	8	233
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 26: Matriz de confusión para la red Xception-FT

Estos resultados son los mejores obtenidos hasta el momento, con casi un 99 % de precisión en el conjunto test. De hecho, podemos ver que solo ha fallado en la clasificación de 9 imágenes de las 720 que conforman el conjunto test.

Observando la matriz de confusión vemos que, al igual que InceptionV3-FT, 8 de los 9 errores han sido por predecir la clase Normal cuando era Neumonía Vírica. Esto contrasta con el que ha sido nuestro segundo mejor modelo, el de DenseNet con fine tuning, que predecía Neumonía Vírica cuando era Normal.

4.6. Entrenamiento de una red desde 0

4.6.1. Primera Versión: Red más compleja

Hemos decidido también hacer una prueba entrenando una red desde 0(“from scratch”), para ver cómo se adaptaba al conjunto de entrenamiento en caso de no usar pesos preestablecidos del challenge de Imagenet, con lo que la única información de la que dispondrá la deberá extraer de nuestro conjunto de entrenamiento.

La red que decidimos usar fue una red que desarrolló David para el bonus de la práctica 2, adaptándola para este problema. Se trata de una red elaborada, la cual posee módulos residuales donde se calcula información a múltiples escalas. Además, tiene un enfoque denso donde parte de la información de capas superiores se comunica a capas más avanzadas de la red. Puesto que hicimos pruebas que no salieron bien probablemente por la dimensión de la red y el número de parámetros que tenía frente al tamaño del conjunto de entrenamiento, decidimos simplificarla un poco disminuyendo el número de módulos residuales y otros cambios. El esquema de la red es el siguiente:

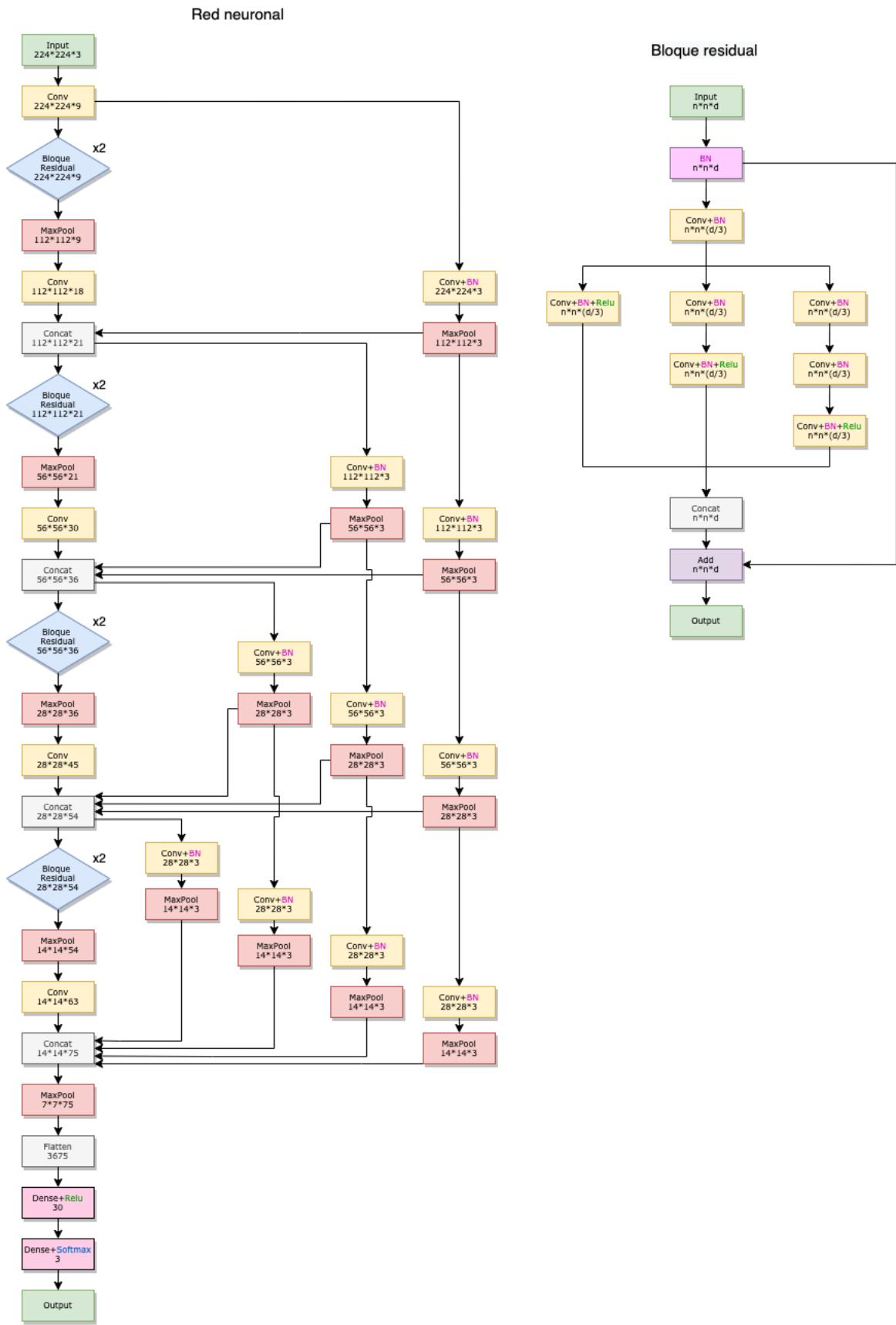


Figura 28: Descripción de la red neuronal a entrenar desde 0 basada en la red de David

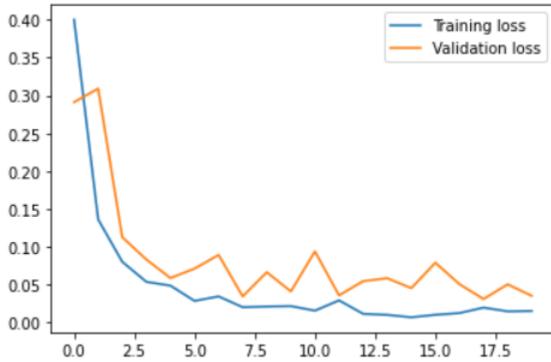


Figura 29: Training-Validation Loss

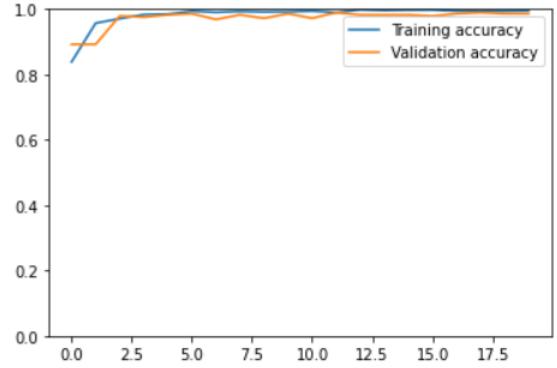


Figura 30: Training-Validation accuracy

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20
InceptionV3-EC	0.2194	0.9231	0.2337	0.9201	0.8903	20
InceptionV3-FT	0.0146	0.9953	0.1142	0.9688	0.9792	20
Xception-EC	0.1746	0.9405	0.1319	0.9618	0.9153	20
Xception-FT	0.0157	0.9946	0.0352	0.9861	0.9875	20
Red David	0.0416	0.9829	1.0983	0.1420	0.9139	20

Tabla 27: Resultados de la ejecución para la red CNN from scratch, mostrando los anteriores

V-COVID	229	0	6
V-Normal	3	199	42
V-Neum.	10	1	230
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 28: Matriz de confusión para la red de David

Los resultados son bastante decentes, comparándolo con otros modelos de entre los considerados en el proyecto. La verdad es que pensábamos en un primer momento que a la red le iba a costar aprender teniendo muchos parámetros y un conjunto de entrenamiento tan relativamente pequeño, y efectivamente la propuesta inicial de red repetía más de dos veces los bloques residuales cada vez que se ejecutaban, y en definitiva tenía mayor dimensionalidad, pero no aportaba soluciones nada nuevas. Es por esto por lo que decidimos disminuir un poco la dimensión del modelo y finalmente optamos por esta, que como hemos dicho da unos resultados decentes. Evidentemente hay otros modelos que aportan soluciones de mayor precisión, pero sin embargo también es capaz de mejorar a otros modelos de entre los anteriores, por ejemplo ResNet, que queremos recalcar que son modelos que ya han sido entrenados, y que por lo tanto

tienen una valiosa información inicial de cara a afrontar el entrenamiento.

Puesto que hemos visto que después de reducir la dimensionalidad de la red hemos mejorado los resultados, hemos decidido probar también con una red más simple con menos capas, parámetros e incluso sin conexiones densas o residuales. Hemos escogido para ello la red que Alberto usó para su bonus de la Práctica 2. Esta red también consiguió buenos resultados, y pensamos que tendrá también una muy buena capacidad de adaptación.

4.6.2. Segunda Versión: Red más simple

Esta red es la red diseñada por Alberto para el bonus 1 de la práctica 2. Es un modelo secuencial más simple que el de David, y que contiene un menor número de parámetros.

La red está formada por las siguientes capas:

```
1  modelo_bonus = Sequential()
2  modelo_bonus.add(Conv2D(60, (3, 3), padding='same',
3      kernel_initializer='orthogonal', input_shape=(224,224,3)))
4  modelo_bonus.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
5  modelo_bonus.add(BatchNormalization(renorm=True))
6  modelo_bonus.add(Conv2D(60, (3, 3), padding='same',
7      kernel_initializer='orthogonal'))
8  modelo_bonus.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
9  modelo_bonus.add(BatchNormalization(renorm=True))
10 modelo_bonus.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
11 modelo_bonus.add(Dropout(0.25))
12 modelo_bonus.add(Conv2D(120, (3, 3), kernel_initializer='orthogonal'))
13 modelo_bonus.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
14 modelo_bonus.add(BatchNormalization(renorm=True))
15 modelo_bonus.add(Conv2D(120, (3, 3), kernel_initializer='orthogonal'))
16 modelo_bonus.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
17 modelo_bonus.add(BatchNormalization(renorm=True))
18 modelo_bonus.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
19 modelo_bonus.add(Dropout(0.25))
20 modelo_bonus.add(Flatten())
21 modelo_bonus.add(Dense(600, kernel_initializer='orthogonal'))
22 modelo_bonus.add(LeakyReLU(alpha=0.1))
23 modelo_bonus.add(BatchNormalization(renorm=True))
24 modelo_bonus.add(Dropout(0.5))
25 modelo_bonus.add(Dense(3, activation='softmax'))
```

Para tener unos mejores resultados hemos mantenido los parámetros y la estructura con la que fue ejecutado en su momento, hemos incluído un criterio de parada de entrenamiento por early stopping.

El modelo se ha entrenado durante 8 épocas con los siguientes resultados:

Modelo	Loss	Accuracy	Validation Loss	Validation Accuracy	Test Accuracy	Número Épocas
DN-V0					0.3264	
DN-V1	0.6501	0.9588	3.1393	0.8333	0.8361	20
DN-V2	0.0109	0.9973	0.1146	0.9583	0.9597	20
DN-V2-reg	0.0883	0.9683	0.1494	0.9583	0.9569	20
DN-V3	0.0089	0.9964	0.0924	0.9826	0.9736	20
ResNet-EC	0.2519	0.9063	0.2134	0.9236	0.8805	20
ResNet-FT	0.0102	0.9952	0.5594	0.8576	0.8736	20
VGG16-EC	0.1057	0.9626	0.1063	0.9618	0.9375	20
VGG16-FT	1.099	0.3159	1.0977	0.3576	0.3388	20
InceptionV3-EC	0.2194	0.9231	0.2337	0.9201	0.8903	20
InceptionV3-FT	0.0146	0.9953	0.1142	0.9688	0.9792	20
Xception-EC	0.1746	0.9405	0.1319	0.9618	0.9153	20
Xception-FT	0.0157	0.9946	0.0352	0.9861	0.9875	20
Red David	0.0416	0.9829	1.0983	0.1420	0.9139	20
Red Alberto	0.3538	0.9125	0.5054	0.9028	0.9388	8

Tabla 29: Resultados de la ejecución para la red CNN from scratch de Alberto, mostrando los anteriores

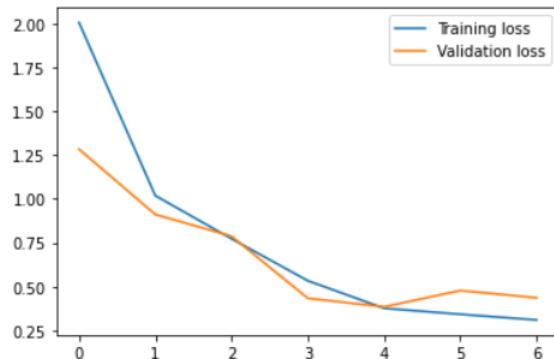


Figura 31: Training-Validation Loss

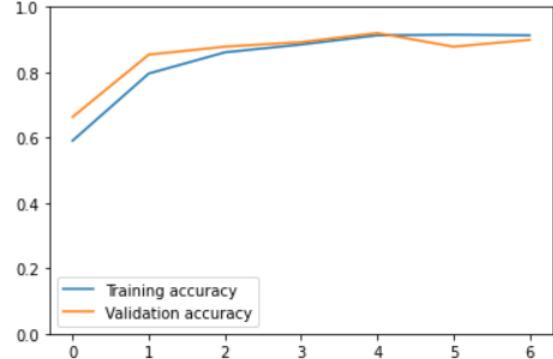


Figura 32: Training-Validation accuracy

V-COVID	222	7	6
V-Normal	1	233	10
V-Neum.	5	15	221
	P-COVID	P-Normal	P-Neum

Tabla 30: Matriz de confusión para la red de Alberto

Los resultados son bastante similares al modelo de David, y están bastante bien para tratarse de un modelo más simple, incluso han mejorado a los resultados de David en cuanto a la accuracy en test.

Después de haber probado estos modelos podemos llegar a la conclusión de que no es necesario utilizar forzosamente un modelo preentrenado para afrontar este problema, ya que conseguimos unos resultados interesantes desde un enfoque más simple. No obstante, para obtener el mejor modelo posible la potencia de entrenamiento de un modelo preentrenado es capaz de superar

con bastante holgura a modelos entrenados “from scratch” como hemos visto con DenseNet o Xception.

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

Un aspecto que hace que las redes neuronales sean utilizadas con mucha discreción en cualquier ámbito del conocimiento es porque son vistas como cajas negras las cuales no se sabe muy bien qué aprenden y sobre qué características concretas basan sus decisiones, con lo que es necesario que haya algún otro criterio que sea capaz de apoyar la decisión que aporta una red neuronal. Esto pasa con todas las redes, y por tanto también ocurre con las redes neuronales convolucionales.

Nuestro objetivo en esta sección es intentar comprender un poco mejor qué características aprenden nuestras redes y qué elementos de la imagen consideran más importantes a la hora de tomar su decisión. La motivación que tenemos para hacerlo es debido a que en nuestras imágenes tenemos otros elementos que no pertenecen al aparato respiratorio, y que podrían estar afectando negativamente a las decisiones que toman nuestras redes. Puesto que además usamos redes preentrenadas, puede que parte de las características que se detecten debido a dicho preentrenamiento sean reconocidas en lugares de la imagen que no sean del aparato respiratorio. Podrían ser elementos óseos o, de forma más problemática, letras que aparecen en algunas de las imágenes de nuestro conjunto de datos, las cuales son añadidas por algún programa tras haber obtenido la imagen radiográfica inicial. Si la decisión que toma nuestra red estuviera basada en gran medida en dichas características, independientemente de los buenos resultados que diera esa red, sería indeseable y deberíamos descartarlos, puesto que estaría sobreajustando al conjunto de datos usado directamente, y encima usando características nada relevantes para la tarea que nos compete.

5.1. Mapas de activación

Pensamos que una muy buena forma de visualizar cómo ha aprendido la red es viendo los mapas de activación de algunas de sus capas frente a una entrada determinada. De esta manera podremos ver qué máscaras de entre las aprendidas en esa capa se activan, cuáles no, y en qué zonas lo hacen. De esta manera se podría llegar a intuir determinadas zonas de la imagen que son relevantes a la hora de hacer una determinada predicción. Además se podrá ver también de qué forma se va manipulando y transformando la entrada conforme va pasando a lo largo de la red, desde el comienzo, que será la imagen original, hasta las últimas capas donde la información queda resumida en imágenes muy pequeñas donde el valor de cada pixel condensa una alta información y donde ya no se llega a distinguir la forma original de la imagen.

Puesto que hay muchas capas en la red DenseNet121, y además hay bastantes canales por capa, hemos decidido restringir la salida de los mapas de activación a sólo unas determinadas capas, 4 para ser más precisos, de forma aproximadamente equitativamente distribuidas para intentar vislumbrar los hechos que acabamos de decir. Puesto que el mapa de color escogido es YIGnBu, hay que tener cuidado puesto que las zonas azules serán las de máxima activación, y las zonas amarillas serán las de menor activación

Los resultados que hemos obtenido son los siguientes:

Como podemos comprobar, en las primeras capas de la red se distingue perfectamente la forma de los pulmones en la información que internamente maneja la propia red. Podemos observar este hecho den las dos primeras imágenes. Sin embargo en las dos últimas imágenes la forma

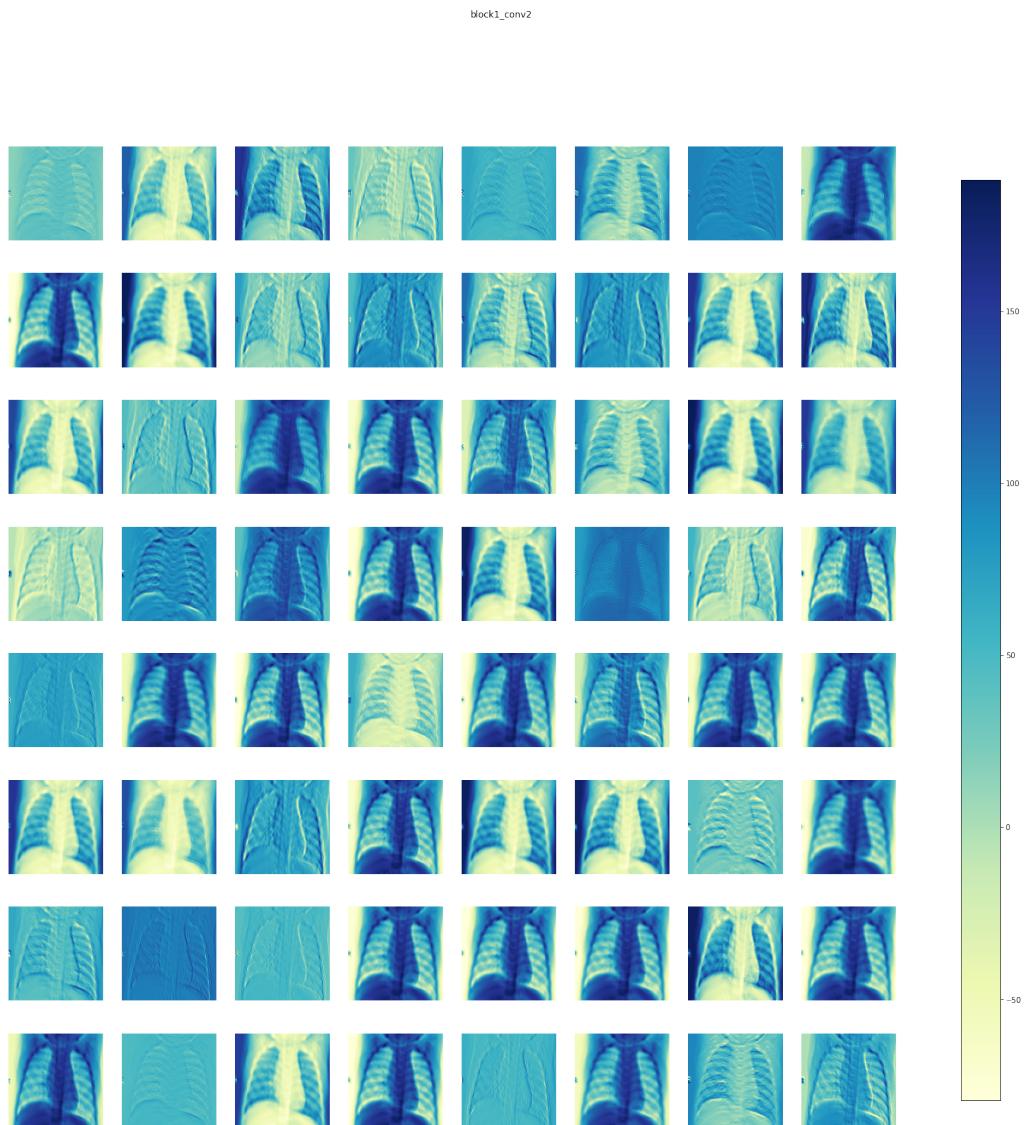


Figura 33: Activaciones para la capa `block1_conv2`, para el elemento el segundo elemento del conjunto de test

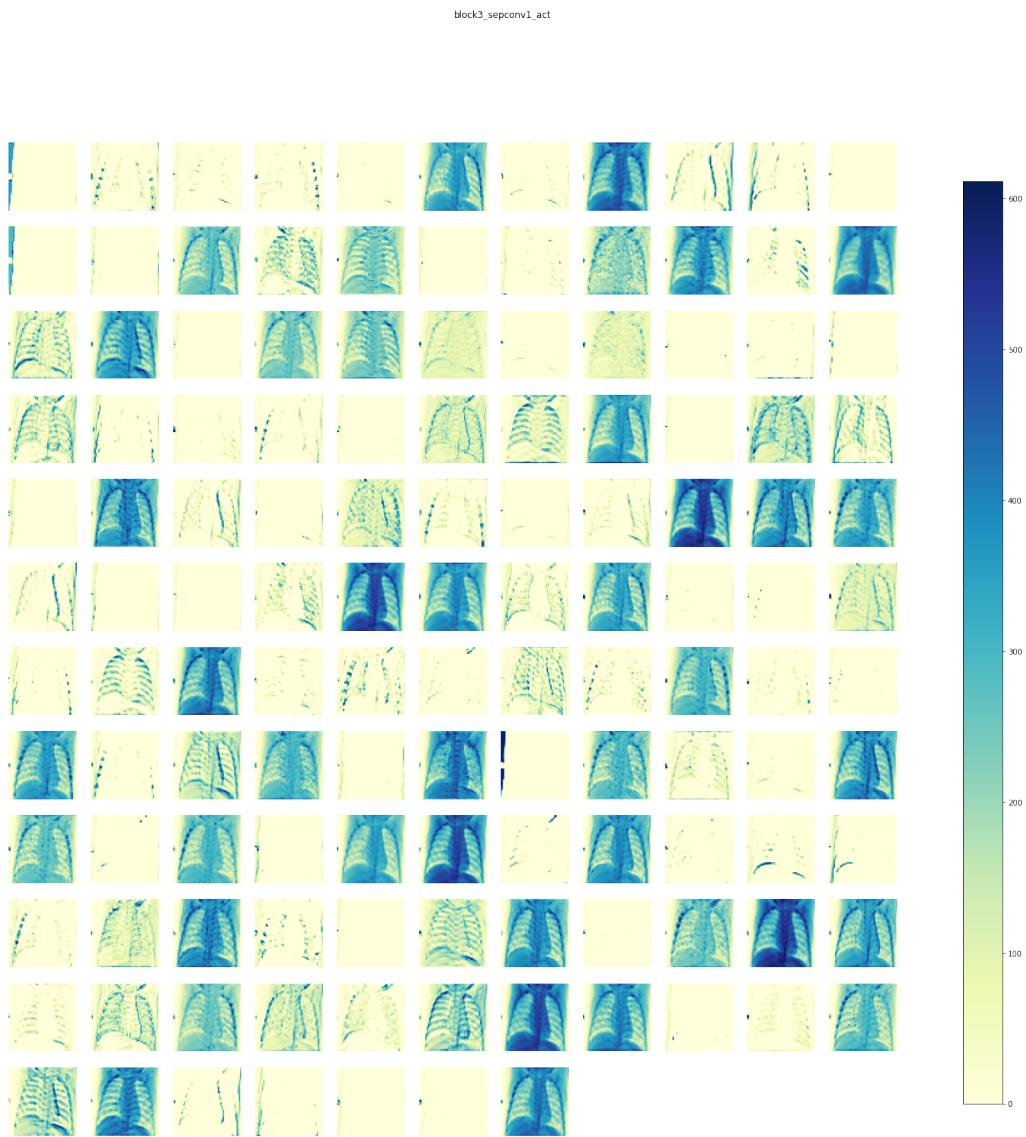


Figura 34: Activaciones para la capa `block3_sepconv1_act`, para el elemento el segundo elemento del conjunto de test

conv2d_14

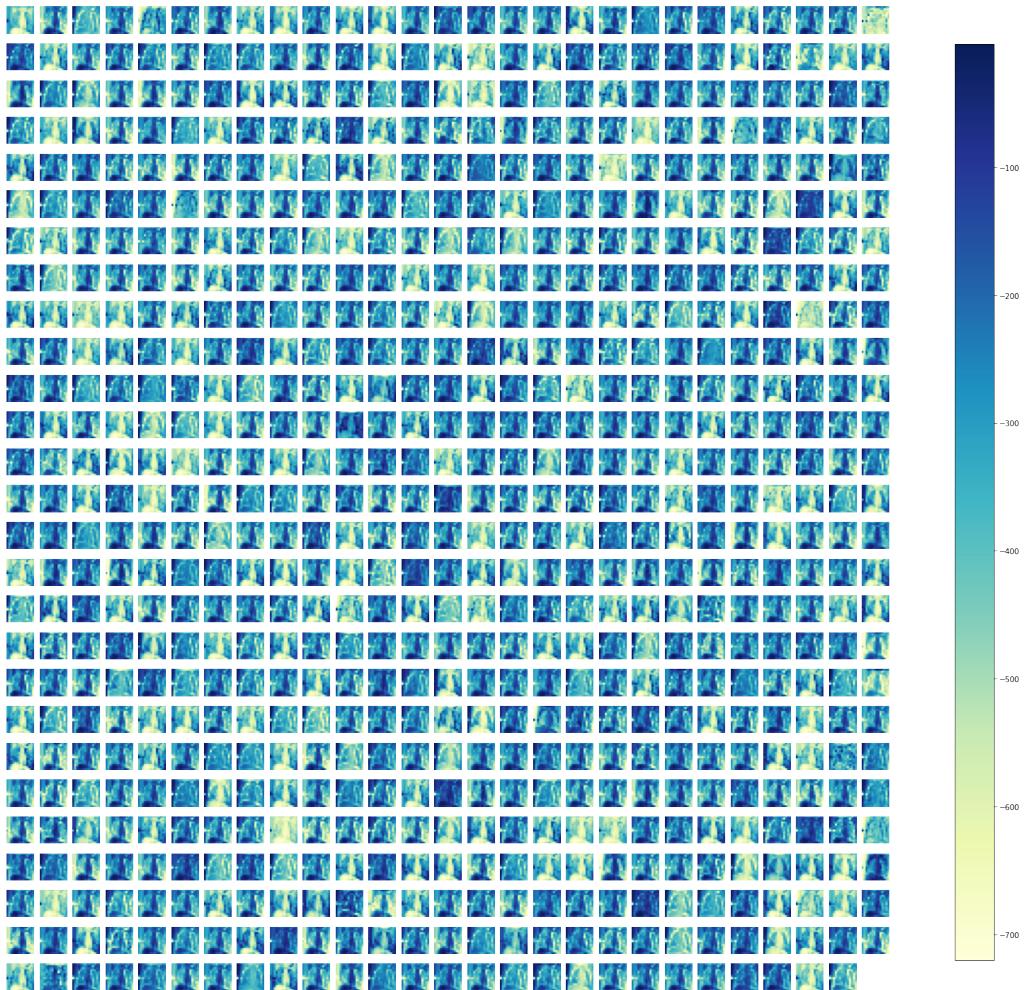


Figura 35: Activaciones para la capa conv2d_14, para el elemento el segundo elemento del conjunto de test

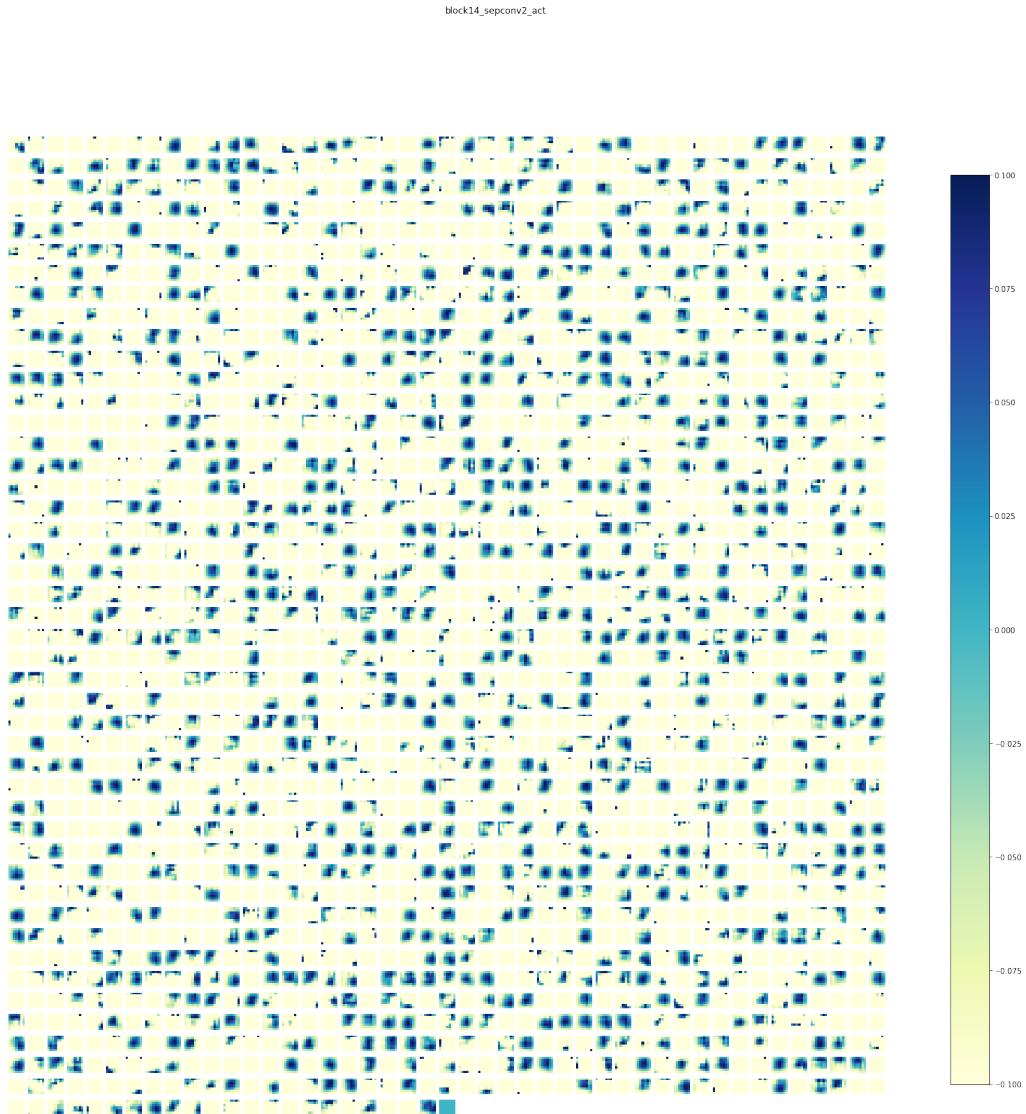


Figura 36: Activaciones para la capa `block14_sepconv2.act`, para el elemento el segundo elemento del conjunto de test

prácticamente se ha perdido, y al final sólamente queda una imagen de pequeñas donde no se distingue la forma de nada, son sólo manchas.

También hay que notar que, en la primera imagen, correspondiente a una de las primeras capas (la primera convolución), todas las salidas en cada canal poseen información en lo que sería toda la imagen de salida, se han aplicado todos filtros y todavía la información no se ha disgregado en múltiples imágenes.

En la siguiente imagen ya podemos ver los efectos que sufre en estadíos más avanzados la red. Algunos de los canales están anulados prácticamente (amarillos) debido a que habrán recibido entradas de otros canales que hayan sido anulados previamente con capas de activación. Aquí se puede ver el proceso de aprendizaje de la red, donde decide si se presentan o no se presentan determinadas características, viéndose así anulados o no el valor en sus respectivos canales. De todas formas como cada canal tras la convolución coge información de todos los canales anteriores en mayor o menor medida en función de los pesos, podemos ver cómo las imágenes que son prácticamente nulas no lo son del todo (los filtros que generen dichos canales tendrían pesos altos en capas que se han anulado en activación, pero podrían tener pesos bajos aunque no nulos para capas que no se hayan anulado), y podría ser que este hecho afectara al resultado de capas posteriores.

En la tercera imagen vemos como hay muchas capas que vuelven a tener información, probablemente porque lleve tiempo sin hacerse activación. Además los valores que toman son todos negativos, como se puede ver en la escala. Probablemente luego se haga una batch normalization para centrar los datos y que en una posterior activación no se anule la gran mayoría de ellos.

Por último, en la última imagen podemos ver que prácticamente cada canal se parece ya bastante a un perceptrón multicapa, puesto que las imágenes de cada canal son muy pequeñas y en muchos casos está o totalmente activada o totalmente desactivada. Es cierto que hay otros canales donde hay marcas en bordes o esquinas, y es ahí en esa información espacial en lo que ganan frente a éstos, aunque dentro de poco resultaría lógico pensar que la información podría ser resumida para ser tratada por un modelo denso, como hacemos nosotros. Prácticamente ya cada canal representa características condensadas de muy alto nivel que serán muy útiles para clasificar.

5.2. Mapas de calor

Un mapa de calor es una representación a nivel de imagen de qué zonas de la imagen inicial han sido más relevantes e influyentes a la hora de tomar la decisión por parte de la red neuronal. Dicho de otra forma, el mapa de calor expresa “en qué zonas de la imagen se ha fijado la red” para tomar su decisión. De esta manera podremos comprobar que la red focaliza su atención en el aparato respiratorio, y además, en qué zonas del mismo lo hace, para intentar esclarecer un poco qué partes del mismo son las más discriminantes a la hora de hacer la tarea de clasificación que nos concierne. También pudiera ser como hemos dicho antes que la red fijara su atención en algunas imágenes en zonas indeseables, en cuyo caso la red debería ser descartada puesto que automáticamente sobreentrena respecto a los ejemplos de la base de datos, y tendría una capacidad muy baja de generalización y con una gran fuente de errores por hechos externos.

Para la implementación del mapa de calor, hemos utilizado el método GRAD-CAM. En lo que se basa este método es en computar los gradientes respecto a los valores que se han predicho en la última capa convolucional del modelo. Una vez que lo calculamos, lo que hacemos es un resize al tamaño de la imagen original, y superponemos la imagen original con el heatmap para que se vea claramente la zona donde se activa. Pondremos mapas de colores distintos para el heatmap sobre la última capa convolucional (estilo viridis), y para la superposición con la imagen original

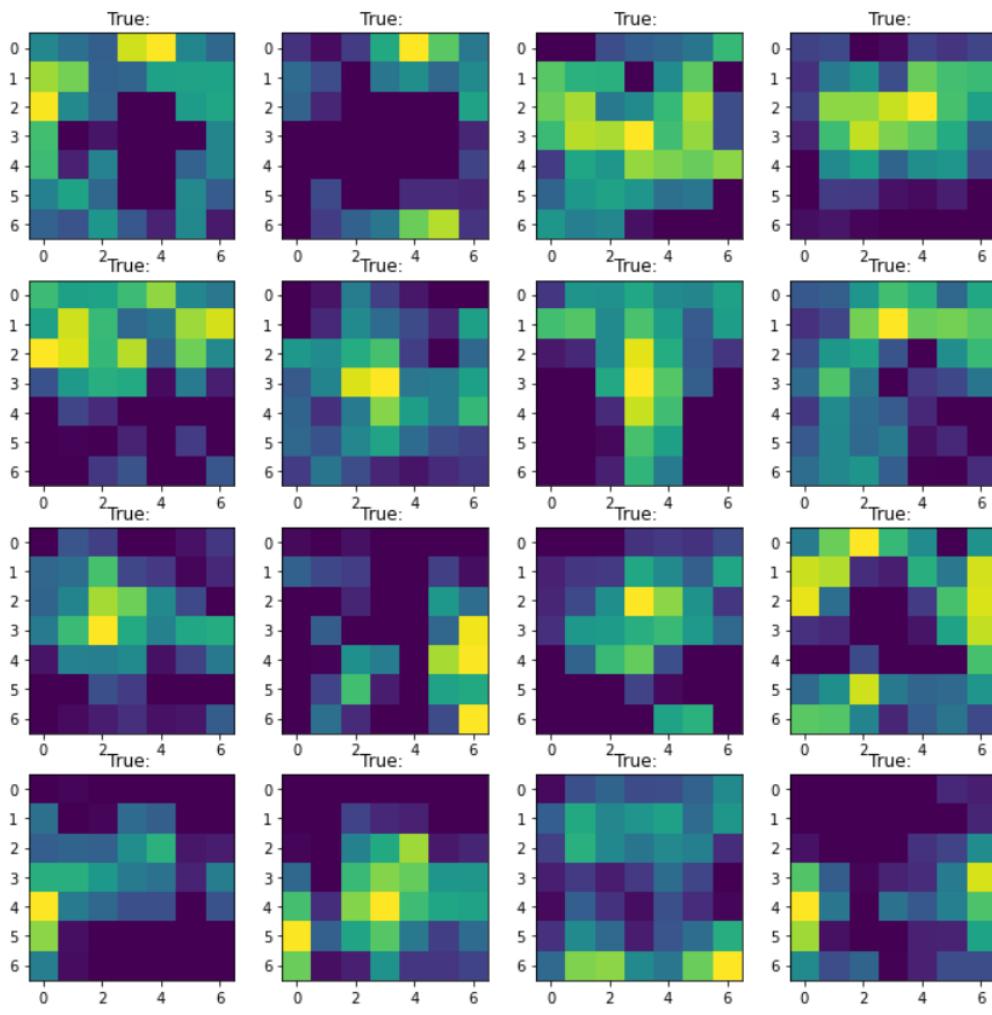


Figura 37: Mapas de calor respecto a la última capa convolucional para las primeras 16 imágenes del conjunto de test para la red ResNet-EC

(estilo jet).

Vamos a ver el mapa de calor para dos de los modelos anteriores. En concreto para ResNet50 en su versión con los pesos fijos (ResNet-EC) y para el mejor que hemos obtenido, Xception con fine tuning (Xception-FT). Ambos son modelos con un alto nivel de accuracy, y aunque con Xception-FT se han conseguido los mejores resultados, el 88 % de accuracy que se conseguía con ResNet-EC no está mal viéndolo en términos absolutos, aunque es muy mejorable en términos relativos. Queremos compararlos a ver si la diferencia entre sus resultados se basa en que focalizan su atención en distintas partes de la imagen de entrada, o si por el contrario se fijan en las mismas partes de la imagen y fuera por otro motivo.

Los resultados obtenidos se muestran a continuación:

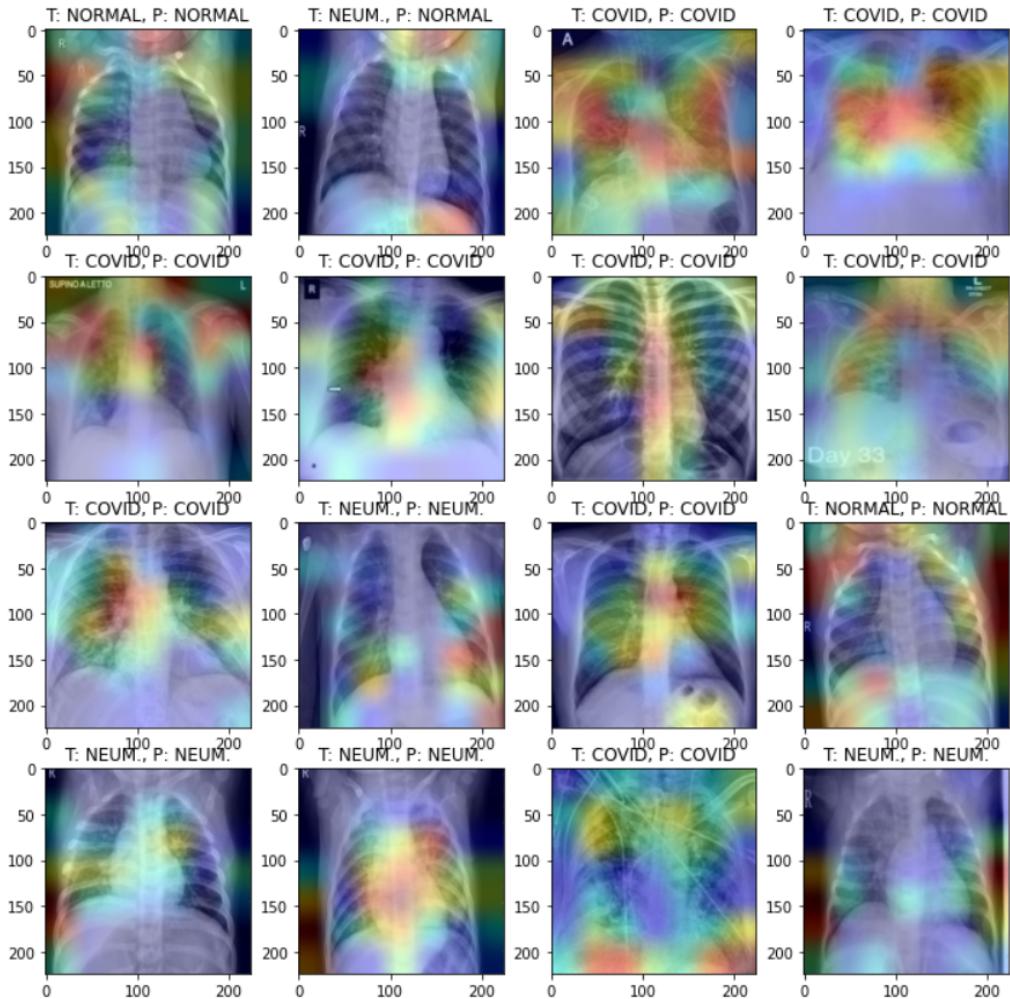


Figura 38: Mapas de calor respecto a la última capa convolucional para las primeras 16 imágenes del conjunto de test para la red ResNet-EC

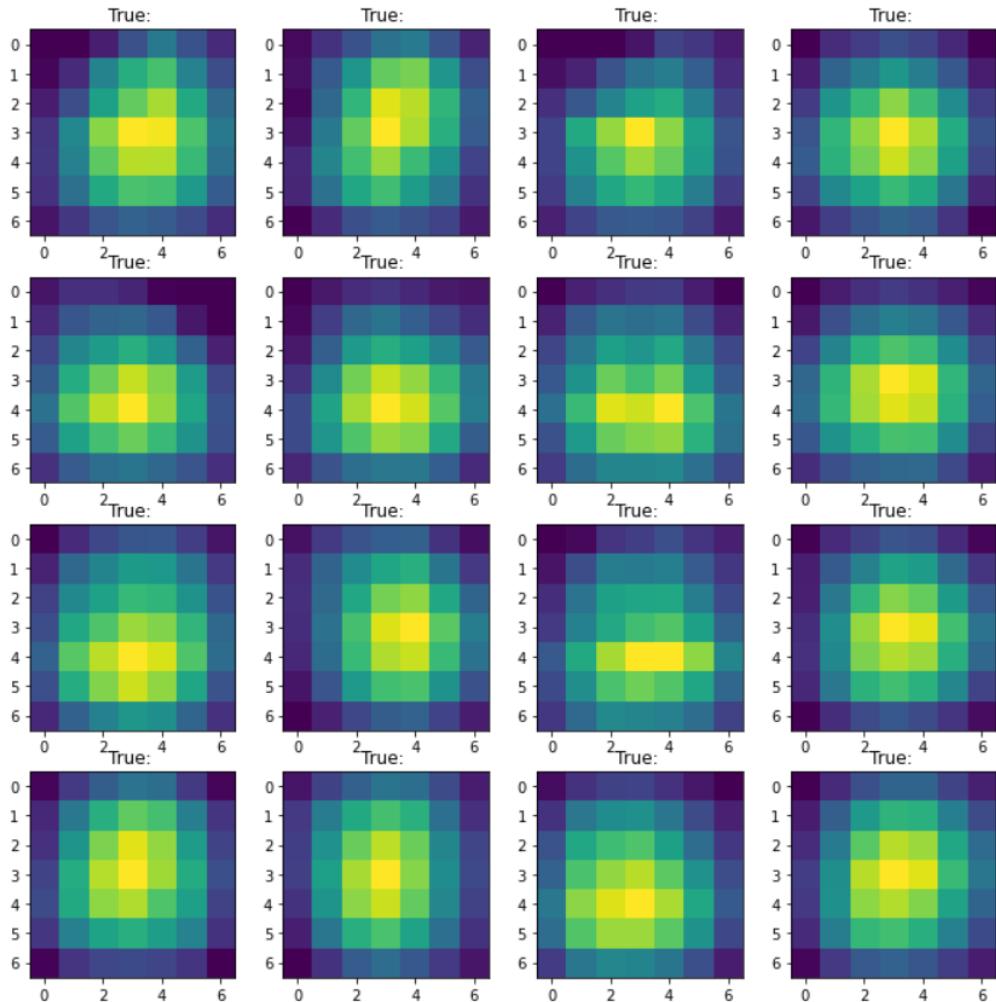


Figura 39: Mapas de calor respecto a la última capa convolucional para las primeras 16 imágenes del conjunto de test para la red ResNet-EC

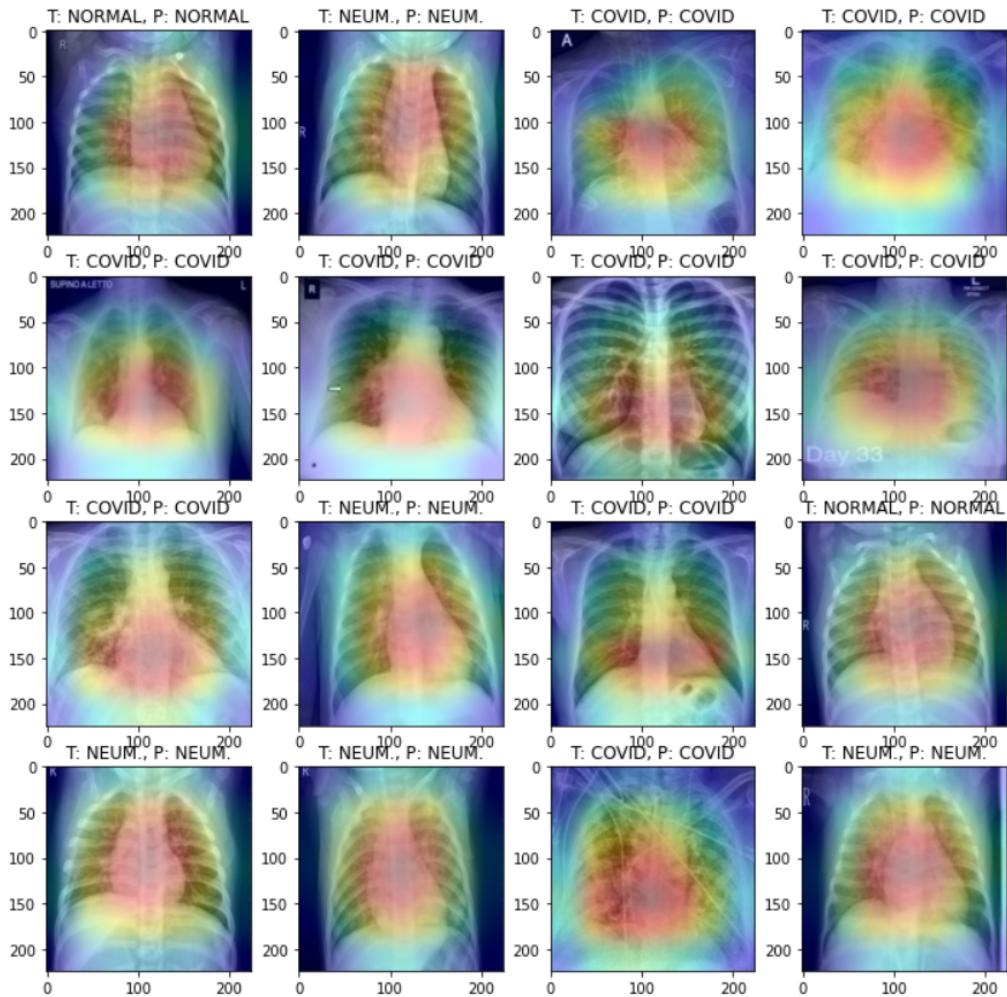


Figura 40: Mapas de calor respecto a la última capa convolucional para las primeras 16 imágenes del conjunto de test para la red ResNet-EC

5.2.1. Conclusiones

Si comparamos las dos salidas obtenidas, podemos apreciar claramente una diferencia notable. Achacamos el hecho de que en el primer modelo la red se fije en numerosas ocasiones en lugares donde no debería fijarse, tales como las letras o diferentes zonas óseas como ya temíamos debido a lo que hemos comentado de que las características que la red tiene aprendidas se detectan en dichas zonas y estropea el proceso de extracción de características.

En cambio, para el segundo modelo podemos apreciar que la red se centra en la zona central de las imágenes, que es justo el lugar de ella donde aparece la información más valiosa, evitando los bordes y esquinas donde la información es la misma en todas las clases. Por lo tanto, aumenta nuestra confianza en el modelo de que sea capaz de adaptarse a otro tipo de datos externos, puesto que se fija en la zona que de antemano sabemos que es donde se puede determinar la clase de una imagen. Por tanto no es sólo un mejor modelo en cuanto a precisión, sino que también entendemos que tiene mayor criterio a la hora de hacerla. Además, con esto podemos comprobar cómo se centra en la zona pulmonar, en una zona media-baja de los pulmones. No sube hasta la zona de la tráquea en casi ninguna ocasión. Así podemos delimitar la zona más discriminante de las imágenes del modelo.

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 redes , como por ejemplo parámetros del data augmentation o dropout y seleccionar el conjunto para el que el conjunto de hiperparámetros que en 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. Actualmente aunque dividimos los datos de entrenamiento sacando un subconjunto para validación, realmente no explotamos el potencial que tiene el conjunto de validación.
- 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.

Referencias

- [1] Chenglong Liu, Xiaoyang Wang, Chengin Liu, Qingfeng Sun, and Wenxian Peng. Differentiating novel coronavirus pneumonia from general pneumonia based on machine learning. *BioMedical Engineering OnLine*, August 2020.
- [2] S.A. Duzgun, G. Durhan, and F.B. et al. Demirkazik. Covid-19 pneumonia: the great radiological mimicker. *Insights Imaging*, 11:118, November 2020.
- [3] Harrison X. Bai, Ben Hsieh, Zeng Xiong, Kasey Halsey, Ji Whae Choi, Thi My Linh Tran, Ian Pan, Lin-Bo Shi, Dong-Cui Wang, Ji Mei, Xiao-Long Jiang, Qiu-Hua Zeng, Thomas K. Egglin, Ping-Feng Hu, Saurabh Agarwal, Fang-Fang Xie, Sha Li, Terrance Healey, Michael K. Atalay, and Wei-Hua Liao. Performance of radiologists in differentiating covid-19 from non-covid-19 viral pneumonia at chest ct. *Radiology*, 296(2):E46–E54, 2020.
- [4] K. Yasaka, H. Akai, A. Kunitatsu, S. Kiryu, and O. Abe. Deep learning with convolutional neural network in radiology. *Japanese journal of radiology*, 36:257–272, March 2020.
- [5] Tolga Bolukbasi, Kai-Wei Chang, James Y Zou, Venkatesh Saligrama, and Adam T Kalai. Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. *Insights Imaging*, 9:611–629, August 2018.
- [6] <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>.
- [7] <https://github.com/armiro/covid-cxnet>.
- [8] <https://github.com/ml-workgroup/covid-19-image-repository/tree/master/png>.
- [9] <https://sirm.org/category/senza-categoria/covid-19/>.
- [10] <https://eurorad.org>.
- [11] <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset>.
- [12] <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.