# Mentoría: Coronavirus en Argentina y el mundo

## Práctico 4: Aprendizaje Supervisado.

Matías Bettera Marcat  Lucas C. Didoné  Daniel Peralta

## 1. Práctico: Aprendizaje Supervisado

### Objetivo:

Profundizar el trabajo realizado en el práctico anterior. Intentaremos mejorar los resultados iterando sobre la ingeniería de atributos, el modelado, y el análisis de la salida de los modelos.

## 2. Introducción

Se decide trabajar con el conjunto de datos propuesto por el Ministerio de Salud de Argentina (disponible en: http://datos.salud.gob.ar/dataset/covid-19-casos-registrados-en-la-republica-argentina/archivo/fd657d02-a33a-498b-a91b-2ef1a68b8d16), debido a que cuenta con variables que resultan de interés a la hora de seleccionar un target para intentar predecir empleando modelos de aprendizaje supervisado.

Además, este *dataset* es actualizado diariamente a las 20:00 hs. notificando CASOS COVID-19 registrados en el país con un corte del día a las 17:45 hs.

Las variables con las que cuenta el conjunto de datos son:

| Título de la columna | Tipo de dato | Descripción |
|---|---|---|
| id_evento_caso | Número entero (integer) | Numero de caso |
| sexo | Texto (string) | Sexo |
| edad | Número entero (integer) | Edad |
| edad_años_meses | Texto (string) | Edad indicada en meses o años |
| residencia_pais_nombre | Texto (string) | País de residencia |
| residencia_provincia_nombre | Texto (string) | Provincia de residencia |
| residencia_departamento_nombre | Texto (string) | Departamento de residencia |
| carga_provincia_nombre | Texto (string) | Provincia de establecimiento de carga |
| fecha_inicio_sintomas | Fecha ISO-8601 (date) | Fecha de inicio de síntomas |
| fecha_apertura | Fecha ISO-8601 (date) | Fecha de apertura del caso |
| sepi_apertura | Número entero (integer) | Semana Epidemiológica de fecha de apertura |
| fecha_internacion | Fecha ISO-8601 (date) | Fecha de internación |
| cuidado_intensivo | Texto (string) | Indicación si estuvo en cuidado intensivo |
| fecha_cui_intensivo | Fecha ISO-8601 (date) | Fecha de ingreso a cuidado intensivo en el caso de corresponder |
| fallecido | Texto (string) | Indicación de fallecido |
| fecha_fallecimiento | Tiempo ISO-8601 (time) | Fecha de fallecimiento en el caso de corresponder |
| asistencia_respiratoria_mecanica | Texto (string) | Indicación si requirió asistencia respiratoria mecánica |
| carga_provincia_id | Número entero (integer) | Código de Provincia de carga |
| origen_financiamiento | Texto (string) | Origen de financiamiento |
| clasificacion | Texto (string) | Clasificación manual del registro |
| clasificacion_resumen | Texto (string) | Clasificación del caso |
| residencia_provincia_id | Número entero (integer) | Código de Provincia de residencia |
| fecha_diagnostico | Tiempo ISO-8601 (time) | Fecha de diagnóstico |
| residencia_departamento_id | Número entero (inteqer) | Código de Departamento de residencia |
| ultima_actualizacion | Fecha ISO-8601 (date) | Última actualización |

Resulta de gran interés intentar poder predecir si un caso clasificado como portador de COVID-19 sobrevivirá o no a la enfermedad. A su vez, trataremos de predecir, dado un nuevo caso, si este posee o no la enfermedad.

## 3. Limpieza, Pre-Procesado y Feature Engineer

Previo a la realización de esta etapa, se cargó el *dataset* utilizando Pandas y se analizaron los valores nulos y tipos de datos de cada una de las variables.

A continuación, se mencionará el trabajo más importante realizado sobre cada una de las variables del conjunto de datos:

| Grupo de variables | Variable | Trabajo realizado | Resultado |
|---|---|---|---|
| **Sexo** | sexo | *One Hot Encoder y renombre de columnas resultantes.* | Se mantiene la variable. |
| **Edad** | edad | Se pasan todas las edades a años, colocando un 0 en aquellos pacientes con edades expresadas en meses. | Se mantiene la variable edad, donde cada registro es un número entero. |
| | edad_año_meses | - | Se elimina la variable. |
| **Lugares** | residencia_pais_nombre | Se analizó la cantidad de casos por país y se detectó que el 95,89% de los registros corresponden a Argentina. | Se eliminaron los registros de personas no residentes en Argentina, posteriormente se eliminó la variable debido a que todos los registros pertenecen al mismo país. |
| | carga_provincia_nombre | Se contabilizó la cantidad de registros donde la provincia de residencia es igual a la de carga, se detectó que esto ocurre en el 82.84% de los casos.<br><br>Se agregó una variable booleana llamada **pcia_rec_eq_pcia_car** que indica con un 1 si la provincia de residencia es igual a la provincia de carga del dato. | Se agregó una nueva variable llamada **pcia_rec_eq_pcia_car**. Se eliminó la variable **carga_provincia_nombre** debido a que realizar un *One Hot Encoder* por cada provincia de carga y luego por cada provincia de residencia consideramos que implica agregar demasiada dimensionalidad a esa información. |
| | residencia_provincia_nombre | *One Hot Encoder y renombre de columnas resultantes.* | Se mantiene la variable. |
| | residencia_departamento_nombre | Se decide descartar ya que decidimos trabajar con la provincia como máximo nivel de granularidad a nivel geográfico. | Se elimina la variable. |
| **Fechas** | fecha_inicio_sintomas<br>fecha_apertura<br>fecha_internacion<br>fecha_cui_intensivo<br>fecha_diagnostico | • **Análisis de valores nulos por cada variable.**<br>• **Análisis de fechas iguales:** se comparan todas las fechas entre sí para contabilizar la cantidad de registros por cada par de | Se decide conservar la variable: **fecha_di_dif_fecha_ap** que representa la diferencia entre **fecha_diagnostico** y **fecha_apertura** ya que es la que tiene menos registros |

| | | | |
|---|---|---|---|
| | | variables que tiene el mismo valor.<br>• **Creación de columnas:** Se seleccionan fechas de a pares y se calcula la cantidad de días de diferencia entre esas dos fechas, estos valores se almacenan en una nueva columna.<br>• **Análisis de nulos en las nuevas columnas.** | nulos de todas las nuevas variables creadas.<br>Se eliminan las variables: **fecha_inicio_sintomas, fecha_apertura, fecha_internacion, fecha_cui_intensivo** y **fecha_diagnostico** debido a que se pretende eliminar la información temporal del *dataset* por la complejidad que implica el análisis de series temporales, pero a su vez se desea mantener la información representativa de las fechas, es por este motivo que se decide conservar esta nueva variable que contiene un valor entero que representa la diferencia entre dos fechas que consideramos importantes.<br>Además, se eliminan todos los registros que tienen valores nulos en la variable: **fecha_di_dif_fecha_ap** |
| **Semana Epidemiológica** | sepi_apertura | Se analiza la distribución de los datos de esta variable. | Se conserva la variable. |
| **Cuidado Intensivo** | cuidado_intensivo | Binarización de la variable. | Se conserva la variable. |
| **Asistencia Respiratoria Mecánica** | asistencia_respiratoria_mecanica | Binarización de la variable. | Se conserva la variable. |
| **Financiamiento** | origen_financiamiento | Binarización y renombrado de la variable. | La variable resultante se llama: **financiamiento_publico** e indica con un 1 si el origen del financiamiento es público, de lo contrario la variable tendrá un 0. |
| **Clasificación** | clasificacion_resumen | Se conservan únicamente los registros que contengan valores confirmado o descartado en esta variable. Luego, se procede a la binarización y renombre de la misma. | La variable pasó a nombrarse **covid_19_confirmado** y tendrá un 1 en caso de ser positivo y un 0 si no lo es. |
| | clasificacion | Se analiza la distribución de los datos de esta variable | Se elimina la variable debido a que consideramos que la nueva variable **covid_19_confirmado** contiene la información más densa y relevante de la clasificación. |
| **Fallecido** | fallecido | Binarización de la variable | Se conserva la variable. |

| VARIABLES ELIMINADAS | |
|---|---|
| **VARIABLE** | **MOTIVO** |
| **id_evento_caso** | No resulta de utilidad para el análisis. |
| **carga_provincia_id** | No resulta de utilidad para el análisis. |
| **residencia_provincia_id** | No resulta de utilidad para el análisis. |
| **residencia_departamento_id** | No resulta de utilidad para el análisis. |

Luego del proceso de Limpieza, Pre-Procesado y Feature Engineer mencionado, se procede a convertir cada variable en su tipo de dato correspondiente utilizando Pandas y posteriormente se eliminan los valores nulos que pudieron haber quedado.

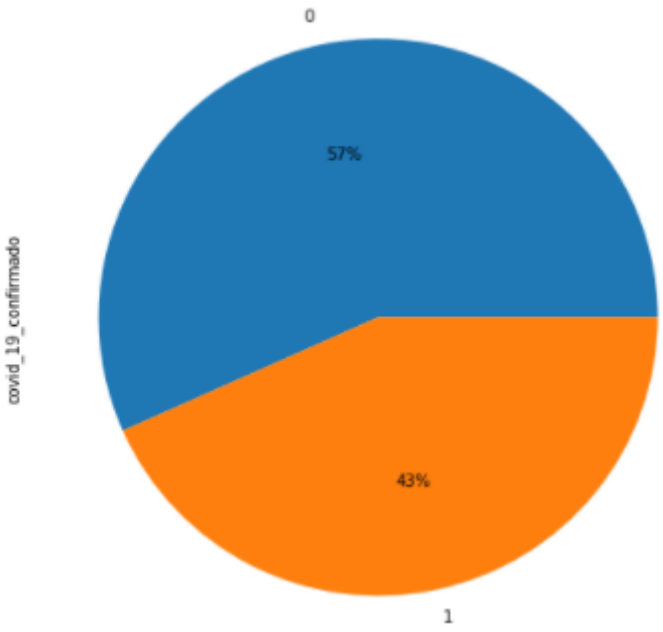
Finalmente se almacena el *dataset* resultante de aplicar todo el proceso mencionado.

# 4. Experimentación y evaluación

## 4.1. Experimento 1: COVID 19 – Confirmado

En este experimento se intentó predecir la variable covid_19_confirmado.

**Análisis de balance de la variable target:**




En la figura, se puede observar que la variable no presenta un desbalance de clases evidente. Se puede observar que la clase mayoritaria es la 0, es decir aquellos casos que no presenten COVID – 19.

Debido a que la variable de salida no presenta un claro desbalance, se escoge la métrica *Accuracy* para evaluar el rendimiento del modelo por su interpretabilidad.

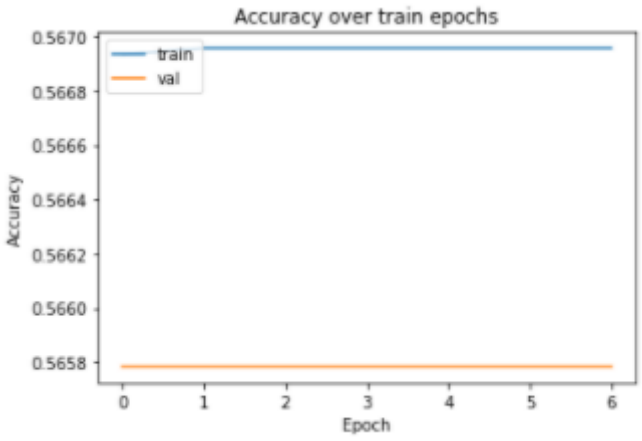
## Modelo utilizado:

Como modelo predictor en este experimento se escogió una Red Neuronal (perceptrón multicapa) con la siguiente arquitectura:

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense (Dense)                (None, 2048)              71680
_________________________________________________________________
activation (Activation)      (None, 2048)              0
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 1024)              2098176
_________________________________________________________________
activation_1 (Activation)    (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout (Dropout)            (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_2 (Dense)              (None, 1024)              1049600
_________________________________________________________________
activation_2 (Activation)    (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout_1 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_3 (Dense)              (None, 1024)              1049600
_________________________________________________________________
activation_3 (Activation)    (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout_2 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_4 (Dense)              (None, 512)               524800
_________________________________________________________________
activation_4 (Activation)    (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dropout_3 (Dropout)          (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dense_5 (Dense)              (None, 512)               262656
_________________________________________________________________
activation_5 (Activation)    (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dropout_4 (Dropout)          (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dense_6 (Dense)              (None, 256)               131328
_________________________________________________________________
activation_6 (Activation)    (None, 256)               0
_________________________________________________________________
dense_7 (Dense)              (None, 256)               65792
_________________________________________________________________
activation_7 (Activation)    (None, 256)               0
_________________________________________________________________
dense_8 (Dense)              (None, 128)               32896
_________________________________________________________________
activation_8 (Activation)    (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_9 (Dense)              (None, 128)               16512
_________________________________________________________________
activation_9 (Activation)    (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_10 (Dense)             (None, 2)                 258
_________________________________________________________________
activation_10 (Activation)   (None, 2)                 0
=================================================================
Total params: 5,303,298
Trainable params: 5,303,298
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

## Resultados obtenidos:

El modelo finalizó su entrenamiento automáticamente luego de 7 épocas, debido a que no se detectó una mejora en la pérdida (*loss*) sobre el conjunto de validación durante 5 épocas sucesivas.




Se puede observar que durante el proceso de entrenamiento no se evidenció una mejora en la métrica Accuracy en ninguno de los dos conjuntos de datos.

Los máximos resultados en la métrica obtenidos fueron los siguientes:

- Accuracy train:  0.5669585
- Accuracy validation:  0.565784
- Accuracy test: 0.5562

Luego, se realizaron 10 predicciones sobre el conjunto de test, de las cuales 7 fueron exitosas y 3 erróneas.

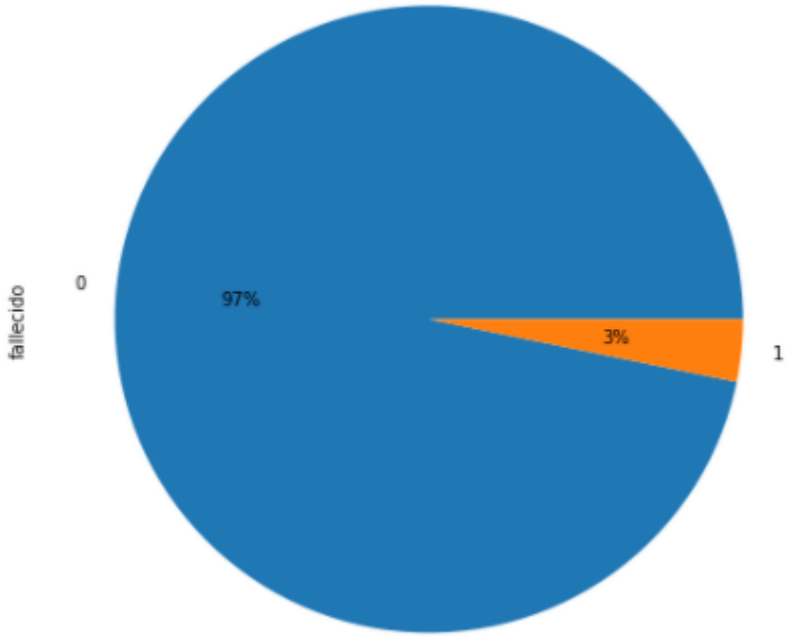
## Conclusión:

Los resultados obtenidos luego de evaluar el modelo no resultan satisfactorios, sin embargo, esperábamos resultados que demuestren esa hipótesis ya que consideramos que no contamos con los datos suficientes para poder realizar esta clasificación correctamente.

### 4.2. Experimento 4.2: Sobrevive COVID-19: Neural Network Sin Bias

En este experimento se intentó predecir la variable fallecido (sobre aquellos datos que pertenezcan a casos clasificados positivos en la variable covid_19_confirmado).

**Análisis de balance de la variable target:**

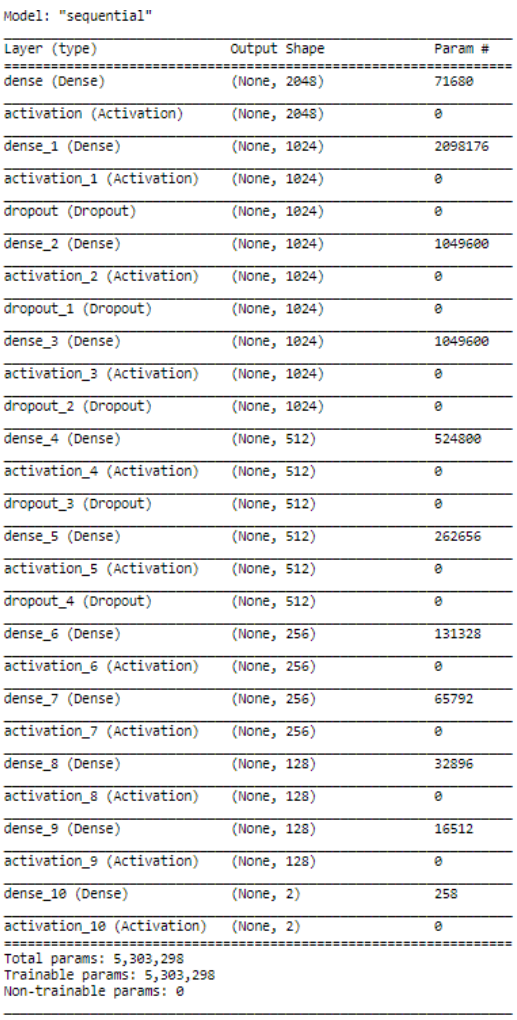



En la figura, se puede observar que la variable presenta un desbalance de clases evidentes. Se puede observar que la clase mayoritaria es la 0, es decir aquellos casos que sobreviven.

Debido a que la variable de salida presenta un claro desbalance, se escoge la métrica *f1_score*, que representa la media armónica entre *Precision* y *Recall*.

## Modelo utilizado:

Como modelo predictor en este experimento se escogió una Red Neuronal (perceptrón multicapa) con la siguiente arquitectura:

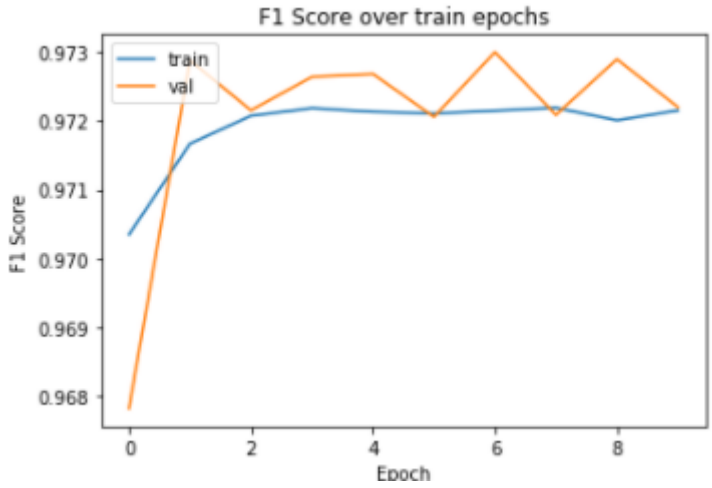


```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense (Dense)                (None, 2048)              71680
_________________________________________________________________
activation (Activation)      (None, 2048)              0
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 1024)              2098176
_________________________________________________________________
activation_1 (Activation)    (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout (Dropout)            (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_2 (Dense)              (None, 1024)              1049600
_________________________________________________________________
activation_2 (Activation)    (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout_1 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_3 (Dense)              (None, 1024)              1049600
_________________________________________________________________
activation_3 (Activation)    (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout_2 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_4 (Dense)              (None, 512)               524800
_________________________________________________________________
activation_4 (Activation)    (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dropout_3 (Dropout)          (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dense_5 (Dense)              (None, 512)               262656
_________________________________________________________________
activation_5 (Activation)    (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dropout_4 (Dropout)          (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dense_6 (Dense)              (None, 256)               131328
_________________________________________________________________
activation_6 (Activation)    (None, 256)               0
_________________________________________________________________
dense_7 (Dense)              (None, 256)               65792
_________________________________________________________________
activation_7 (Activation)    (None, 256)               0
_________________________________________________________________
dense_8 (Dense)              (None, 128)               32896
_________________________________________________________________
activation_8 (Activation)    (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_9 (Dense)              (None, 128)               16512
_________________________________________________________________
activation_9 (Activation)    (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_10 (Dense)             (None, 2)                 258
_________________________________________________________________
activation_10 (Activation)   (None, 2)                 0
=================================================================
Total params: 5,303,298
Trainable params: 5,303,298
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

Es importante destacar que en este modelo no se introdujo ningún sesgo (*bias*) que modele el desbalance existente entre las clases a la hora de inicializar los parámetros de la Red Neuronal.

## Resultados obtenidos:

El modelo finalizó su entrenamiento automáticamente luego de 10 épocas, debido a que no se detectó una mejora en la pérdida (*loss*) sobre el conjunto de validación durante 5 épocas sucesivas.



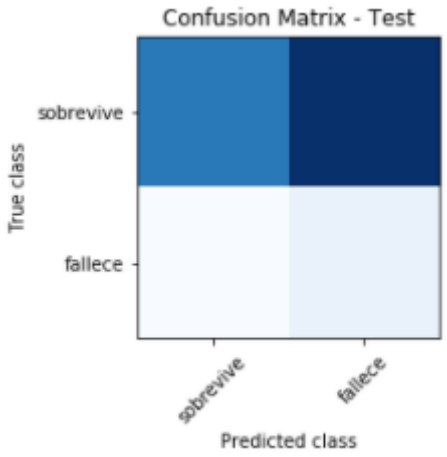

En el gráfico se puede observar la progresión del modelo, que, a pesar de no lograr estabilizarse completamente sobre el conjunto de datos de validación, alcanzó valores significativos de la métrica F1 Score.

Los máximos resultados en la métrica obtenidos fueron los siguientes:

- F1 Score train:  0.9721856
- F1 Score validation:  0.9729925
- F1 Score test: 0.9680

Luego, se realizaron 1000 predicciones sobre el conjunto de test, de las cuales el 44.1% fueron correctas. El porcentaje de ejemplos de la clase minoritaria sobre este conjunto de 1000 datos de test fue de 4.3%.

A continuación, se puede visualizar la Matriz de Confusión de las predicciones sobre el conjunto de test:




## Conclusión:

Si bien los valores obtenidos en la métrica son altos, lo que parece indicar que el modelo es capaz de generalizar correctamente, al analizar más en detalle las predicciones sobre el conjunto de test, podemos notar que el modelo suele equivocarse en las predicciones de casos en los que el paciente sobrevive, prediciendo que no es así (Falsos positivos).

Además, es posible notar que no suele acertar en los casos en los que la clase de salida esperada es “fallece”.

Este fenómeno podría explicar los altos resultados obtenidos en la métrica, puesto que el 97 % de los datos corresponden a la clase “sobrevive”, y según se observa en la matriz de confusión, es el caso en que mejor funciona el modelo (es decir el modelo predice correctamente la clase mayoritaria).

## 4.3. Experimento 4.3: Sobrevive COVID-19: Neural Network Con Bias

En este experimento, al igual que en el anterior (4.2), se intentó predecir la variable fallecido. Sin embargo, esta vez, se introdujo un sesgo (*bias*) que intentó modelar el desbalance existente entre las clases al momento de inicializar los parámetros en la capa de salida de la Red Neuronal.

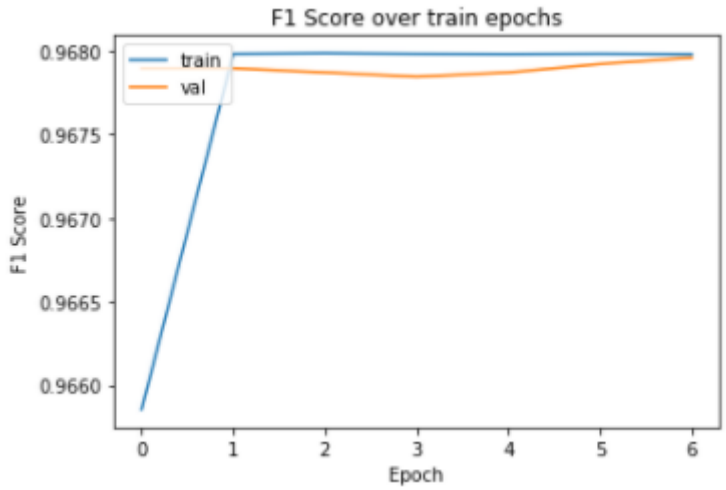
### Modelo utilizado:

Como modelo predictor en este experimento se escogió una Red Neuronal (perceptrón multicapa) con la siguiente arquitectura:

```
Model: "sequential"
_________________________________________________________________
Layer (type)                 Output Shape              Param #
=================================================================
dense (Dense)                (None, 2048)              71680
_________________________________________________________________
dense_1 (Dense)              (None, 1024)              2098176
_________________________________________________________________
dropout (Dropout)            (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_2 (Dense)              (None, 1024)              1049600
_________________________________________________________________
dropout_1 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_3 (Dense)              (None, 1024)              1049600
_________________________________________________________________
dropout_2 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dropout_3 (Dropout)          (None, 1024)              0
_________________________________________________________________
dense_4 (Dense)              (None, 512)               524800
_________________________________________________________________
dropout_4 (Dropout)          (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dense_5 (Dense)              (None, 512)               262656
_________________________________________________________________
dropout_5 (Dropout)          (None, 512)               0
_________________________________________________________________
dense_6 (Dense)              (None, 256)               131328
_________________________________________________________________
dropout_6 (Dropout)          (None, 256)               0
_________________________________________________________________
dense_7 (Dense)              (None, 256)               65792
_________________________________________________________________
dropout_7 (Dropout)          (None, 256)               0
_________________________________________________________________
dense_8 (Dense)              (None, 128)               32896
_________________________________________________________________
dropout_8 (Dropout)          (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_9 (Dense)              (None, 128)               16512
_________________________________________________________________
dropout_9 (Dropout)          (None, 128)               0
_________________________________________________________________
dense_10 (Dense)             (None, 2)                 258
=================================================================
Total params: 5,303,298
Trainable params: 5,303,298
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

## Resultados obtenidos:

El modelo finalizó su entrenamiento automáticamente luego de 7 épocas, debido a que no se detectó una mejora en la pérdida (*loss*) sobre el conjunto de validación durante 5 épocas sucesivas.



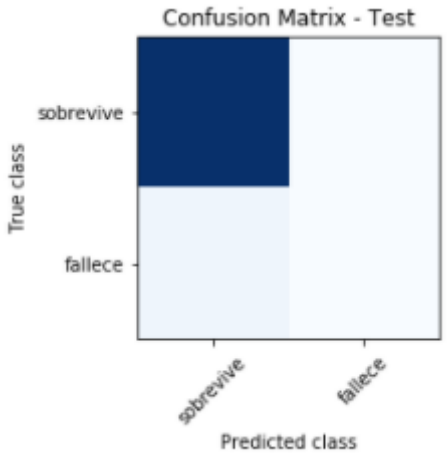

Al observar la gráfica, es posible notar que el modelo se encuentra más estable que en el experimento donde no se introdujo el sesgo, además la convergencia parece encontrarse más rápidamente (luego de un menor número de épocas de entrenamiento).

Los máximos resultados en la métrica obtenidos fueron los siguientes:

- F1 Score train:  0.96798587
- F1 Score validation: 0.96795857
- F1 Score test: 0.9679

Luego, se realizaron 1000 predicciones sobre el conjunto de test, de las cuales el 95.7% fueron correctas. El porcentaje de ejemplos de la clase minoritaria sobre este conjunto de 1000 datos de test fue de 4.3%.

A continuación, se puede visualizar la Matriz de Confusión de las predicciones sobre el conjunto de test:



## Conclusión:

En este experimento, al igual que en el anterior (4.2), se evidencian valores elevados en la métrica, sin embargo, al analizar la matriz de confusión, en este caso notamos una diferencia con respecto al experimento en el que no se introdujo el sesgo: desaparecen los casos de Falsos Positivos.

Sin embargo, el modelo sigue presentando el problema de predecir correctamente la clase mayoritaria pero no la minoritaria, lo que quizás explica los altos valores obtenidos en la métrica.

### 4.4. Experimento 4.4: Sobrevive COVID-19: RandomForest

En este experimento, al igual que en los anteriores (4.2 y 4.3), se intentó predecir la variable fallecido. Sin embargo, en este experimento se evaluó con las métricas: *Accuracy*, *Precision*, *Recall* y *F1-Score*.

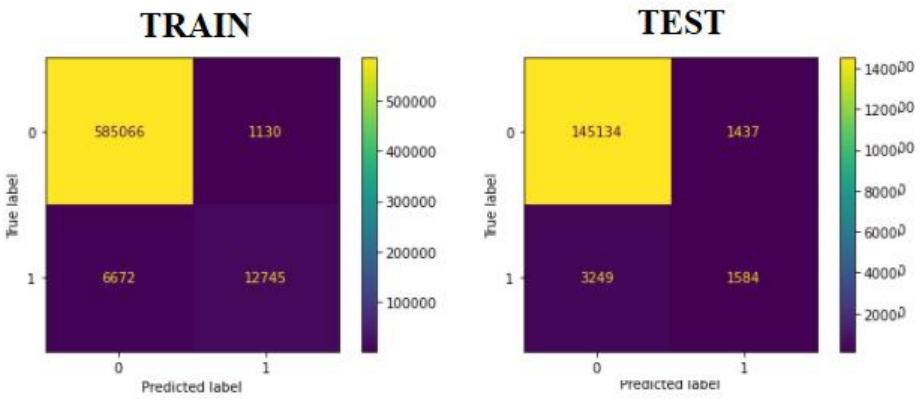
## Modelo utilizado:

Como predictor en este experimento se escogió el modelo RandomForest.

## Resultados obtenidos:

| | ***Accuraccy*** | ***Precision*** | ***Recall*** | ***F1-Score*** |
|---|---|---|---|---|
| **Train** | 0.98 | 0.9864750905682458 | 0.9871171853972751 | 0.9860752132345677 |
| **Test** | 0.96 | 0.9636189336173616 | 0.9690496948561464 | 0.9655744841765938 |

**Matriz de Confusión:**




## Conclusión:

Al igual que en los experimentos anteriores, las métricas expresan valores altos, sin embargo, al analizar la Matriz de confusión es posible notar que en el conjunto de Train se producen Falsos Negativos, es decir predice 0 (sobrevive) cuando debería ser 1 (fallece). En el conjunto de test se evidencia el mismo problema.

Sin embargo, el número casos predichos de la clase de 1 (fallece), que pertenecen a esa clase, aumentó con respecto a los experimentos en los que se utilizaron Redes Neuronales.

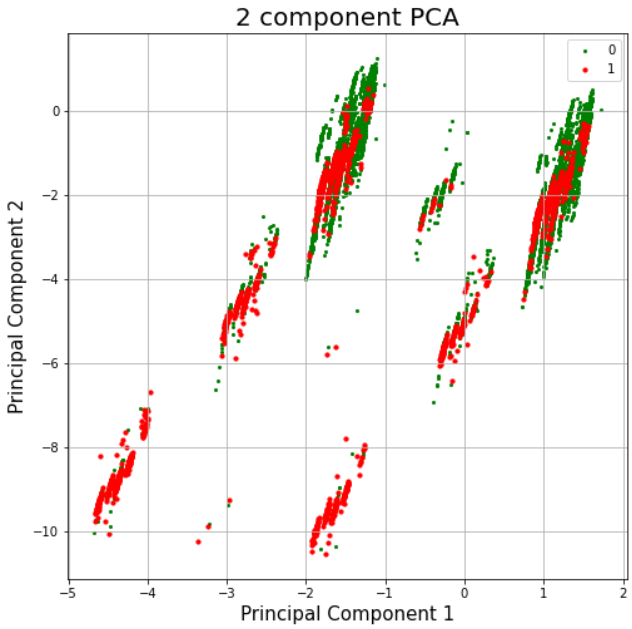
# 5. Principal Component Analysis (PCA)

Se decide intentar un análisis de componentes principales (PCA), para indagar si existe una separación de los datos no trivial, ya que con los modelos utilizados no la hemos encontrado de una manera completamente satisfactoria.

En caso de encontrar dicha separabilidad en los datos con respecto a la variable objetivo 'fallecidos', las componentes principales pueden ser un buen *embedding* para atacar el problema de clasificación.

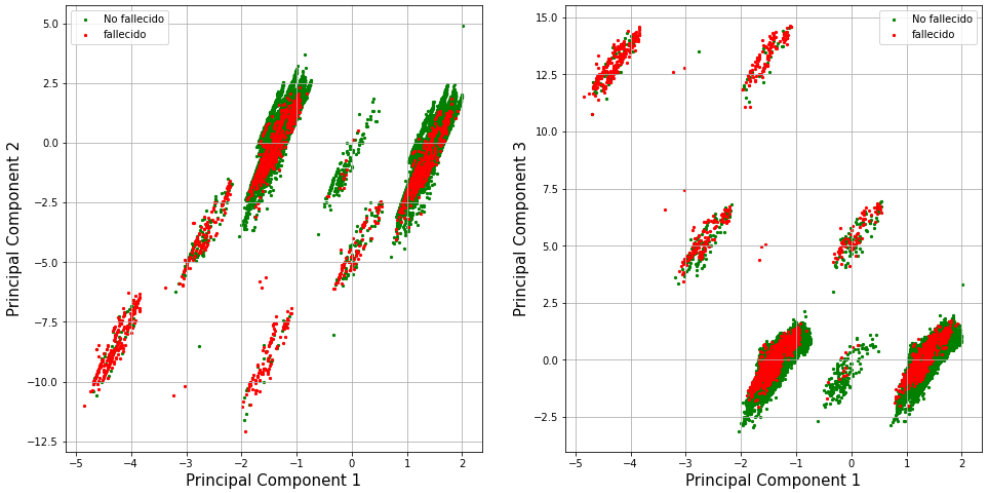
## Análisis realizado:

Primero probamos un PCA donde nos quedamos con las 2 componentes principales con mayor varianza relativa. Si los datos tienen un patrón en el que se separan los datos en el espacio de las componentes principales, esperamos que esto sea notorio en las dos componentes con mayor varianza relativa, y qué relación pueda tener con la variable target, que en este caso es la variable ‘fallecido’, que indica si la entrada corresponde a un caso que ha fallecido (=1) o no (=0).

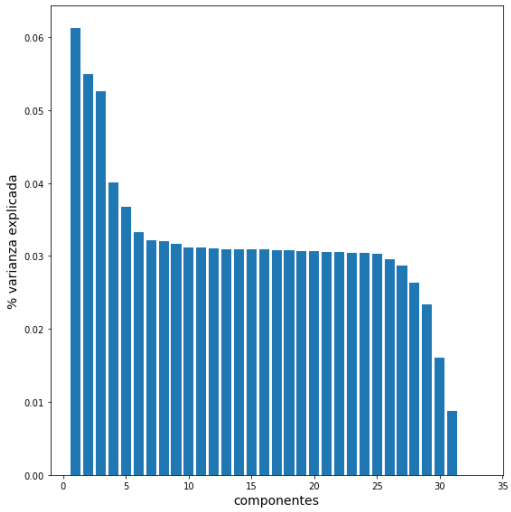



Gráficamente observamos la distribución de puntos en el plano que contiene las dos primeras componentes principales. Los puntos rojos son los fallecidos (alrededor del 2% de la muestra) y en verde los vivos (~98%). Se observa gráficamente que hay cierta clusterización de los datos, pero no está asociada a la variable ‘fallecido’.

A continuación, vamos a hacer un PCA sin reducción de dimensionalidad para estudiar la varianza relativa de las componentes principales.




Sumando una componente principal más, vemos que gráficamente no es posible separar los pacientes que sobrevivieron, de aquellos que no.




Las primeras tres componentes principales acumulan una varianza relativa que es entre 60% y 100% mayor que la mayoría del resto de 31 componentes principales. Si bien la varianza relativa está distribuida, es en las tres primeras componentes principales que se destacan del resto, que esperábamos encontrar patrones de distribución de la variable ‘fallecido’ si los hubiera.

No los encontramos, y esto creemos que se debe a que no hay una causalidad latente en las variables propuestas, como la fecha de diagnóstico, el sexo o la provincia del paciente con la probabilidad de su deceso. Conscientes de ello, probamos variables como edad, cuidado intensivo, atención pública, asistencia mecánica respiratoria y el tiempo entre diagnóstico y cierre de caso (por deceso o alta), con las que esperábamos a priori encontrar una separación de los datos.

Claramente un *embedding* con en componentes principales no va a ser suficiente para encontrar separación en los datos. Creemos que, si contáramos con más datos de cada caso, como enfermedades preexistentes que puedan constituir comorbilidades, la separación podría ocurrir.