

# IA en Ecocardiograma

Mauricio Diaz	18007651
Elvis Suc	17006296
Jonathan Cojom	19000710

QR

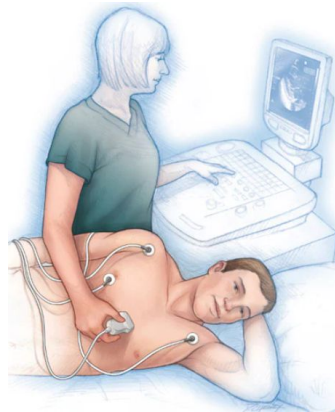


# Agenda

- Introducción a Ecocardiograma
- Descripción del dataset
- Metodología
- Resultados
- Mejoras a Futuro

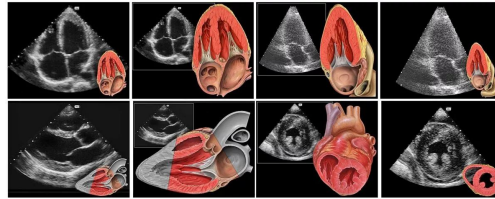
# ¿Qué es un Ecocardiograma?

El ecocardiograma es una prueba diagnóstica la cual muestra una imagen en movimiento del corazón. Mediante ultrasonidos, la ecocardiografía aporta información acerca de la forma, tamaño, función, fuerza del corazón, movimiento y grosor de sus paredes y el funcionamiento de sus válvulas.

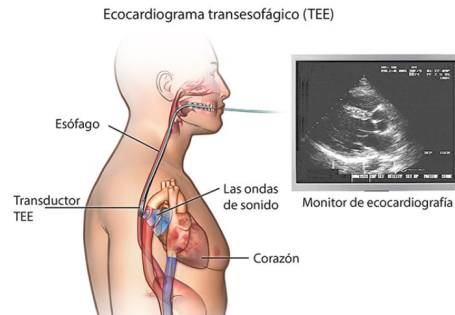


# Tipos de ecocardiogramas

- Ecocardiograma transtorácico



- Ecocardiograma transesofágico



- Ecocardiograma de esfuerzo

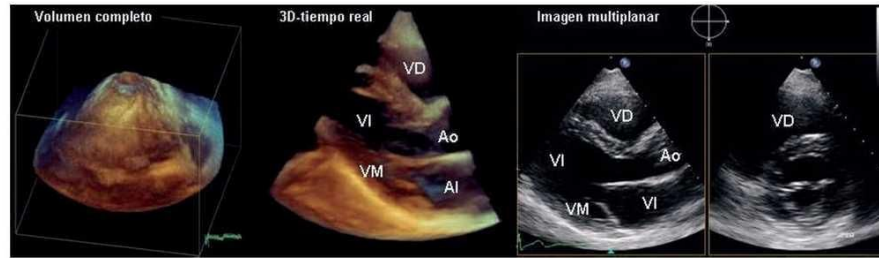


- Ecocardiograma fetal

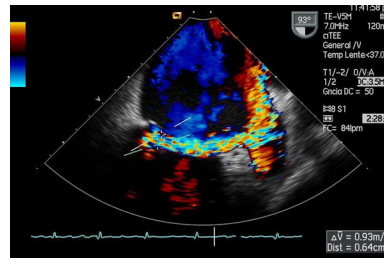


# Métodos de ecocardiogramas

- Ecocardiograma 2D o 3D



- Ecocardiograma Doppler



# Clases del dataset

- survival
- still-alive
- age-at-heart-attack
- pericardial-effusion
- fractional-shortening
- epss
- lvdd
- wall-motion-score
- wall-motion-index
- mult
- name
- group
- alive-at-1



# Descripción del Dataset

Se contaron con 132 casos en los cuales habían 12 variables que indican si un paciente sobrevivió al menos un año tras un infarto. Todos los pacientes sufrieron infartos en el pasado, algunos siguen vivos y otros no.

El problema es predecir si el paciente viviría o no por lo menos un año, parte del problema es el tamaño del conjunto de datos.

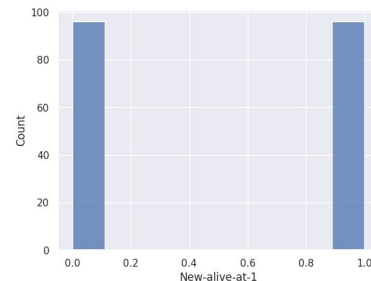
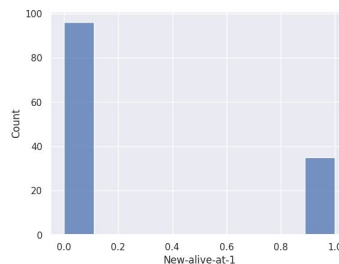
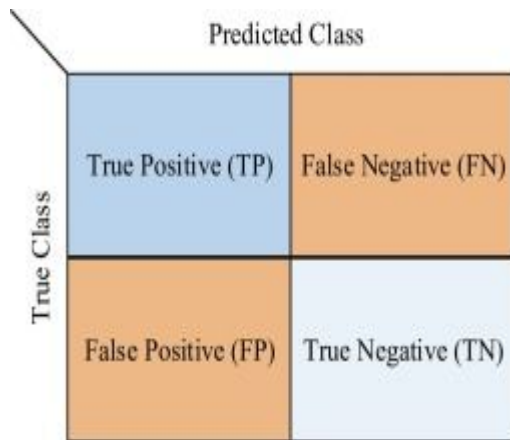
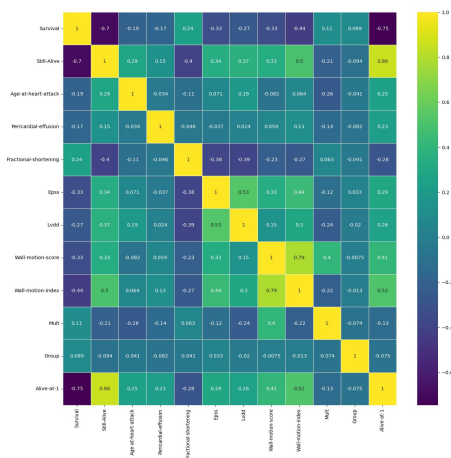
80% de los datos para entrenamiento y 20% de los datos de prueba.

Para comenzar tenemos que entender el problema y el contexto en el que íbamos a trabajar el modelo. Con eso ya en cuenta, pasamos a pre-procesar los datos, balanceamos el conjunto de datos que nos sirvió para hacer Oversampling y con ello un análisis de correlación.

[illegible]

# Metodología

Buscamos el modelo más eficiente para resolver el problema, y determinamos que las redes neuronales serían la mejor opción. Utilizamos Python como lenguaje de programación y su ecosistema de herramientas de inteligencia artificial, como Keras y Pandas, para implementar la solución.



# Primer modelo

- Eliminando todas las filas con valores nulos.
- Función de activación (Genera probabilidades y hace predicciones sobre las clases.): Sigmoid.
- Loss Function (Mide cuánto se equivoca un modelo en sus predicciones.) : Binary Cross Entropy.

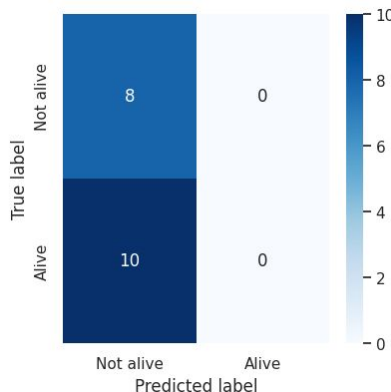
```
1 # Shape del Dataset  
2 new_dataset.shape
```

```
(61, 13)
```

```
1 # Evaluacion del modelo
```

```
2 normal_model.evaluate(x=test_set, y=test_target, batch_size=128)
```

```
1/1 [=====] - 0s 27ms/step - loss: 0.1512 - accuracy: 0.8889  
[0.1511530727148056, 0.8888888955116272]
```



## Segundo modelo

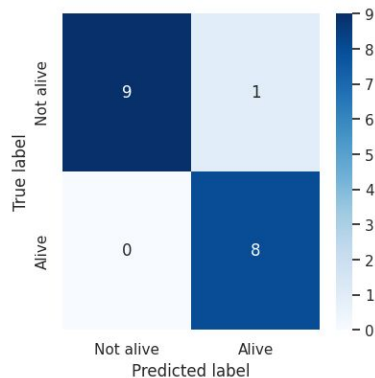
- Eliminando todas las filas con valores nulos.
- Loss Function: Sparse Categorical Cross Entropy.
- Función de activación: Softmax.

```
1 # Shape del Dataset  
2 new_dataset.shape
```

```
(61, 13)
```

```
1 # Evaluacion del modelo  
2 normal_model.evaluate(x=test_set, y=test_target, batch_size=128)
```

```
1/1 [=====] - 0s 33ms/step - loss: 0.1566 - accuracy: 0.9444  
[0.1566103994846344, 0.9444444179534912]
```



# Tercer modelo

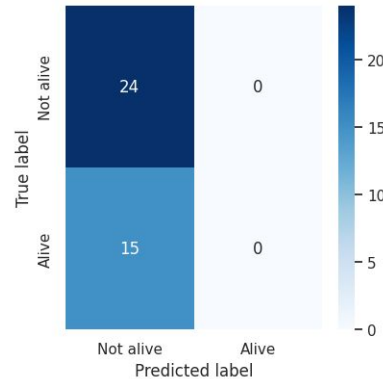
- Manejando los valores nulos cambiandolos por el promedio de cada columna.
- Loss Function: Binary Cross Entropy.
- Función de activación: Sigmoid.

```
1 # Shape del Dataset  
2 new_dataset.shape
```

```
(131, 13)
```

```
1 # Evaluacion del modelo  
2 normal_model.evaluate(x=test_set, y=test_target, batch_size=128)
```

```
1/1 [=====] - 0s 94ms/step - loss: 0.1744 - accuracy: 0.9231  
[0.17442046105861664, 0.9230769276618958]
```



## Cuarto modelo

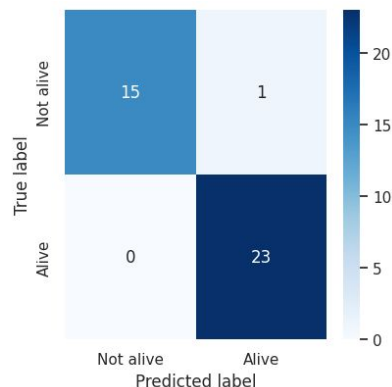
- Manejando los valores nulos cambiandolos por el promedio de cada columna.
- Loss Function: Sparse Categorical Cross Entropy.
- Función de activación: Softmax.

```
1 # Shape del Dataset  
2 new_dataset.shape
```

```
(131, 13)
```

```
1 # Evaluacion del modelo  
2 normal_model.evaluate(x=test_set, y=test_target, batch_size=128)
```

```
1/1 [=====] - 0s 22ms/step - loss: 0.1074 - accuracy: 0.9744  
[0.10744697600603104, 0.9743589758872986]
```



# Resultados

Los resultados del modelo de la AI, muestran un alto nivel de precisión y rendimiento en la tarea asignada. Este modelo logró superar las métricas de evaluación, en donde se obtuvo una precisión del 97.44%, ya que el mejor modelo para esta tarea fue el cuarto.

## Evaluación del Modelo

```
[ ] # Evaluacion del modelo
normal_model.evaluate(x=test_set, y=test_target, batch_size=128)
```

```
1/1 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.1244 - accuracy: 0.9744
[0.12440114468336105, 0.9743589758872986]
```

# Comparación de Resultados

Al comparar los resultados con los diferentes modelos de la IA, se pueden tener en cuenta varios aspectos clave. Uno de ellos es la precisión, ya que un modelo con alta precisión tiende a minimizar los falsos positivos y negativos, también la matriz de confusión entre otros aspectos.

Modelo de IA	Accuracy - (Precisión)
Primer Modelo	88.89%
Segundo Modelo	94.44%
Tercero Modelo	92.31%
Cuarto Modelo	97.44%



# Conclusión

El proyecto demostró que es posible utilizar la inteligencia artificial, específicamente redes neuronales, para predecir la supervivencia de los pacientes después de un ataque cardíaco. El uso de oversampling ayudó a mejorar la generalización del modelo, y se tuvieron en cuenta métricas de evaluación como la precisión y la matriz de confusión para interpretar los resultados obtenidos. Este tipo de enfoque podría contribuir a mejorar la atención médica y la calidad de vida de las personas afectadas por problemas cardíacos.

# Mejoras a Futuro

A pesar de los buenos resultados obtenidos por el modelo de inteligencia artificial, existen áreas de mejora que pueden ser abordadas en futuras investigaciones. Algunas de estas mejoras son:

- Aumentar el tamaño y la calidad del conjunto de datos.
- Ajustar y explorar los hiper parámetros del modelo.
- Actualizaciones y avances sobre la inteligencia artificial.

Implementar algunas de estas mejoras en la inteligencia artificial implica que este modelo sea más robusto, preciso y generalizable en futuras aplicaciones.

# Poster

## IA EN ECOCARDIOGRAMA

Mauricio Díaz, Elvis Suc, Jonathan Cojom



UNIVERSIDAD DE CÁDIZ

### Introducción

En este proyecto de inteligencia artificial, nos proponemos abordar el tema de problemas cardíacos como un ataque cardíaco mediante el desarrollo de un modelo de inteligencia artificial capaz de predecir a partir de las otras variables si el paciente sobreviviría o no al menos un año. Para ello, utilizaremos un conjunto de datos que incluye información sobre el estado de salud del paciente. A partir de estos datos, entrenamos un modelo de Inteligencia Artificial para que pueda predecir con precisión la supervivencia de los pacientes después de un ataque cardíaco.

Esperando que con este tipo de proyectos se pueda contribuir a mejorar la atención médica y la calidad de vida de las personas afectadas por enfermedades cardiovasculares.

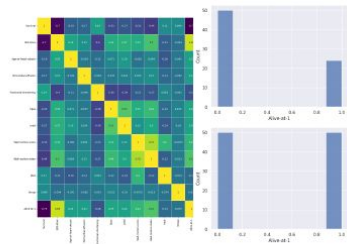
### Descripción del Dataset

Se contaron con 132 casos en los cuales habían 12 variables que indican si un paciente sobrevivió al menos un año tras un infarto. Todos los pacientes sufrieron infartos en el pasado, algunos siguen vivos y otros no. Las variables del conjunto, indican si el paciente sobrevivió al menos un año tras el infarto.

Para comenzar teníamos que entender el problema y el contexto en el que íbamos a trabajar el modelo. Con eso ya en cuenta, pasamos pre-procesar los datos, balanceamos el conjunto de datos que nos sirvió para hacer Oversampling y con ello un análisis de correlación.

### Metodología

Buscamos el modelo más eficiente para resolver el problema, y determinamos que las redes neuronales serían la mejor opción. Utilizamos Python como lenguaje de programación y su ecosistema de herramientas de inteligencia artificial, como Keras y Pandas, para implementar la solución. Construimos 4 modelos diferentes para ver cual de ellos nos ayudaba a resolver de manera más eficiente el problema. Para resolver el problema del conjunto muy limitado de datos usamos oversampling para crear valores sintéticos que luego nos iban a servir para que el modelo pueda generalizar de mejor manera.



### Resultados

Estos resultados demuestran la efectividad y la capacidad del modelo para realizar predicciones precisas. Además, se observó una mejora significativa en comparación con los enfoques anteriores utilizados en el mismo dominio. Estos resultados prometedores indican el potencial del modelo de inteligencia artificial para aplicaciones prácticas y su capacidad para tomar decisiones informadas en situaciones del mundo real. Al comparar los resultados con los diferentes modelos de la Inteligencia Artificial, se pueden tener en cuenta varios aspectos clave. Uno de ellos es la precisión, ya que un modelo con alta precisión tiende a minimizar los falsos positivos y negativos, también la matriz de confusión entre otros aspectos.

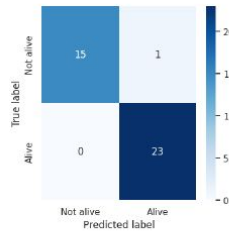
Tipo de Modelo	Accuracy
Modelo 1	88.89%
Modelo 2	94.44%
Modelo 3	92.31%
Modelo 4	97.44%

Como podemos observar en la tabla el mejor modelo es el cuarto ya que es el que tiene una mayor precisión que el resto, ese modelo tiene los valores nulos cambiándolos por el promedio de cada columna, la Loss Function: Sparse Categorical Cross Entropy y la función de activación: Softmax.

```
1 # Evaluación del modelo
2 normal_model.evaluate(x=test_set, y=test_target, batch_size=128)
1/1 [.....] - 0s 12ms/step - loss: 0.1074 - accuracy: 0.9744
[0.18744667500603104, 0.974358758672286]
```

### Evaluación del 4to modelo

Como se puede observar en la matriz de confusión vemos que la inteligencia artificial obtuvo varias predicciones correctas, excepto una, por lo cual este modelo es el mejor para realizar la tarea asignada, por lo que es posible observar con facilidad los falsos positivos y falsos negativos.



Matriz de confusión del 4to modelo

### Mejoras a futuro

A pesar de los buenos resultados obtenidos por el modelo de inteligencia artificial, existen áreas de mejora que pueden ser abordadas en futuras investigaciones. Algunas de estas mejoras son:

- Aumentar el tamaño y la calidad del conjunto de datos.
- Ajustar y explorar los hiper parámetros del modelo.
- Actualizaciones y avances sobre la inteligencia artificial.

### Conclusiones

En este proyecto de inteligencia artificial, se desarrolló un modelo utilizando redes neuronales para predecir la supervivencia de los pacientes después de un ataque cardíaco. El objetivo era mejorar la atención médica y la calidad de vida de las personas afectadas por enfermedades cardiovasculares.

Para abordar el problema del conjunto de datos limitado, se utilizó el método de oversampling, generando datos sintéticos para equilibrar las clases y permitir que el modelo pueda generalizar de manera más efectiva.

Al interpretar los resultados, se tuvieron en cuenta diferentes aspectos clave, como la precisión del modelo y la matriz de confusión. La precisión es importante para minimizar los falsos positivos y negativos, lo cual puede tener un impacto significativo en la toma de decisiones clínicas.

### Escanéame

