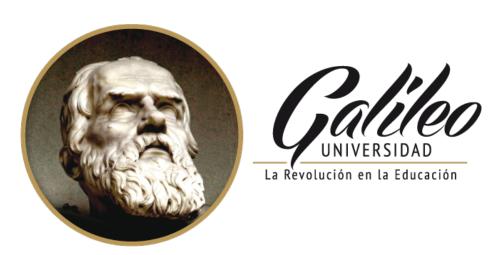
IA EN ECOCARDIOGRAMA

Mauricio Díaz, Elvis Suc, Jonathan Cojom



Introducción

En este proyecto de inteligencia artificial, nos proponemos abordar el tema de problemas cardiacos como un ataque cardiaco 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, entrenaremos 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.

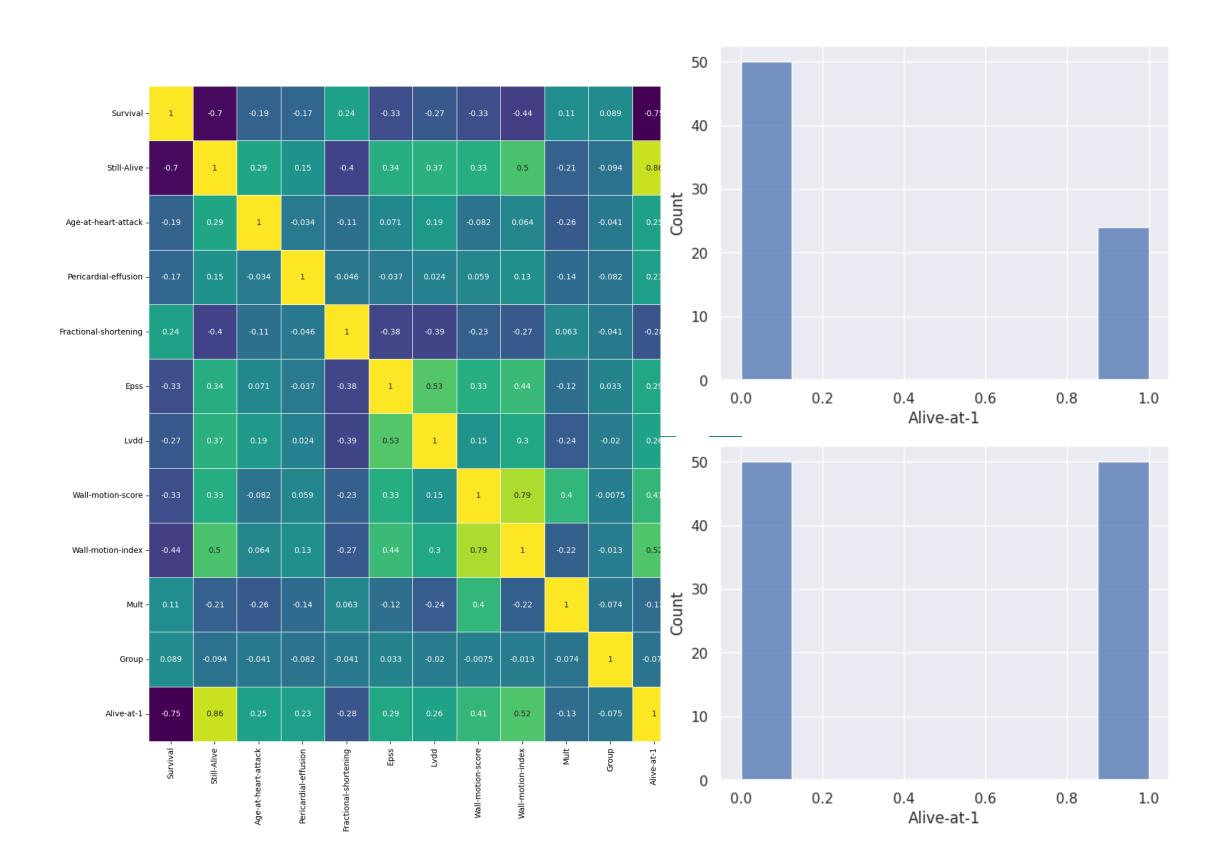
Descripción del Dataset

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.



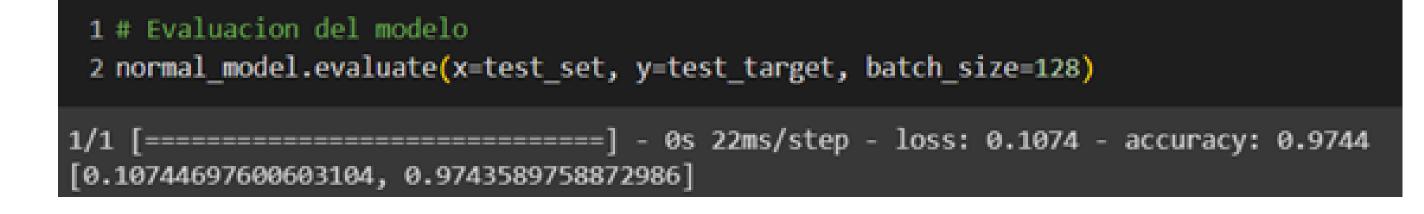
Resultados

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.

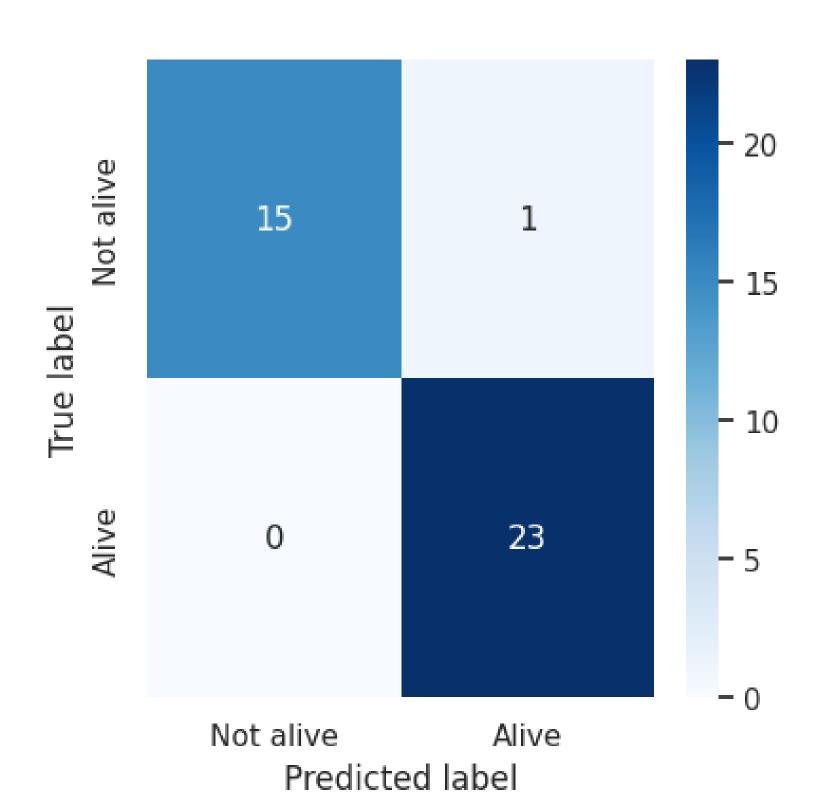
Tipo de Modelo	Accuracy
Modelo 1	88.89%
Modelo 2	94.44%
Modelo 3	92.31%
Modelo 4	97.44%

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.



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

