TRABAJO

ANÁLISIS INTELIGENTE DE DATOS

Logotipo

Descripción generada automáticamente

Clara Miranda García 100518506

## Enunciado del Problema

El problema que se pretende abordar en el presente documento es el desarrollo de un modelo predictivo, capaz de identificar correctamente el riesgo de enfermedades cardiovasculares presentes en un set de individuos. El dataset descrito se obtuvo de la página web kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/alphiree/cardiovascular-diseases-risk-prediction-dataset>.

El trabajo pretende servirse de las variables existentes y otras medidas clínicas para predecir si un individuo tiene un alto riesgo de desarrollar este tipo de enfermedades cardiovasculares.

## Objetivos

Entre los objetivos del trabajo, se intenta realizar un análisis exploratorio completo de los datos para entender sus distribuciones, correlaciones y los outliers que están presentes en las variables, así como descubrir cualquier sesgo o desbalance de datos.

Realizar una ingeniería de características para preparar los datos para el modelado mediante la limpieza, normalización y codificación de las variables necesarias.

Seleccionar la métrica de evaluación adecuada para medir la efectividad de los modelos de machine learning, considerando la precisión, sensibilidad, especificidad y el área bajo la curva ROC como posibles candidatos.

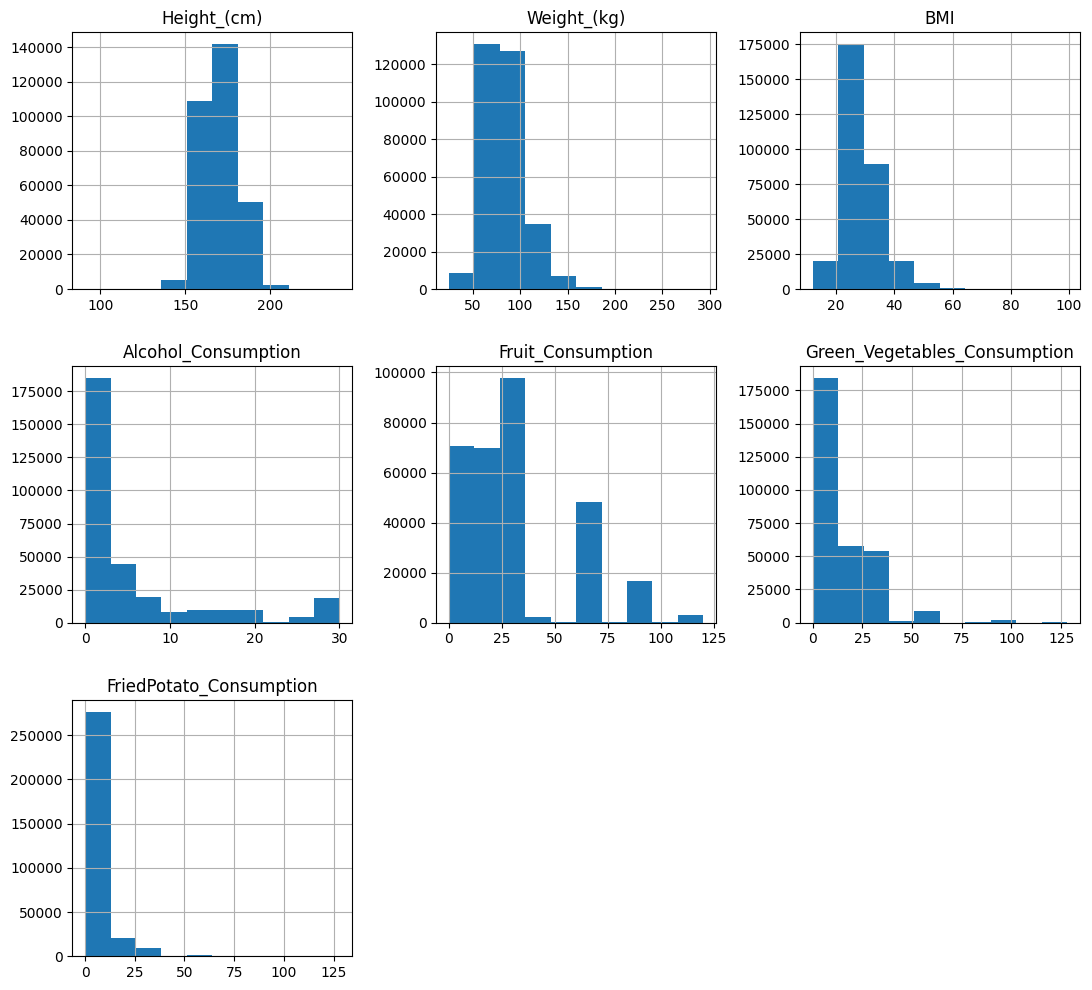
Comparar diferentes modelos de machine learning para identificar el más adecuado en términos de precisión y robustez. Experimentaremos con modelos diferentes: regresión logística, random forest y XGBoost.

## Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

El “Behavioral Risk Factor Surveillance System” O BRFSS es un dataset estadounidense centrado en distintos aspectos de salud con datos recogidos a través de una encuesta a los residentes de Estados Unidos.

Este dataset está compuesto de diecinueve variables que reflejan datos como el sexo, la edad, la salud general, la frecuencia de revisiones médicas, los hábitos de ejercicio y el historial de si es fumador. El dataset en sí incluye distintas variables representando distintas enfermedades, este estudio se enfocará concretamente en la variable objetivo de si el paciente presenta o no enfermedades del corazón.

Se explora en un primer análisis las primeras filas del dataset, estadísticas descriptivas y visualizaciones de las distribuciones de las variables. Se lleva a cabo un análisis univariado y bivariado de los datos.



1. Height (cm): La distribución de la altura parece ser aproximadamente normal, con la mayoría de los individuos agrupados alrededor de una altura que podría estar en el rango de 150 a 175 cm. Hay pocos individuos con alturas extremadamente bajas o altas.

2. Weight (kg): La distribución del peso muestra una tendencia similar a la de la altura, con un pico que sugiere que la mayoría de los individuos tienen un peso que podría estar alrededor de 50 a 100 kg. La cola hacia la derecha indica que hay menos individuos con pesos más altos.

3. BMI (Body Mass Index): El Índice de Masa Corporal también muestra una distribución con un pico prominente, probablemente en el rango de 20 a 30, lo que indica un rango de peso normal a sobrepeso para la mayoría de los individuos. La distribución tiene una cola larga hacia la derecha, indicando la presencia de individuos con valores de BMI más altos, posiblemente obesos.

4. Alcohol\_Consumption: Esta variable parece estar sesgada a la derecha, con un gran número de los individuos consumiendo poco o ningún alcohol, y muy pocos individuos consumiendo grandes cantidades.

5. Fruit\_Consumption: El consumo de frutas varía más que el consumo de alcohol, con picos en valores bajos. Esto podría indicar que algunos individuos consumen frutas con mucha frecuencia o en grandes cantidades.

6. Green\_Vegetables\_Consumption: El consumo de vegetales verdes tiene un patrón similar al consumo de frutas. Esto sugiere dos grupos de individuos: aquellos que consumen pocas verduras verdes y aquellos que consumen una cantidad considerablemente mayor.

7. FriedPotato\_Consumption: La mayoría de los individuos consume una cantidad muy baja de patatas fritas, con un pico muy alto cerca del valor más bajo.

En la gráfica, vemos una matriz de correlación que presenta las relaciones entre variables que han sido codificadas. Las correlaciones varían entre -1 y 1, donde 1 indica una correlación positiva perfecta, -1 indica una correlación negativa perfecta, y valores cercanos a 0 indican poca o ninguna correlación lineal entre las variables.

Gráfico

Descripción generada automáticamente

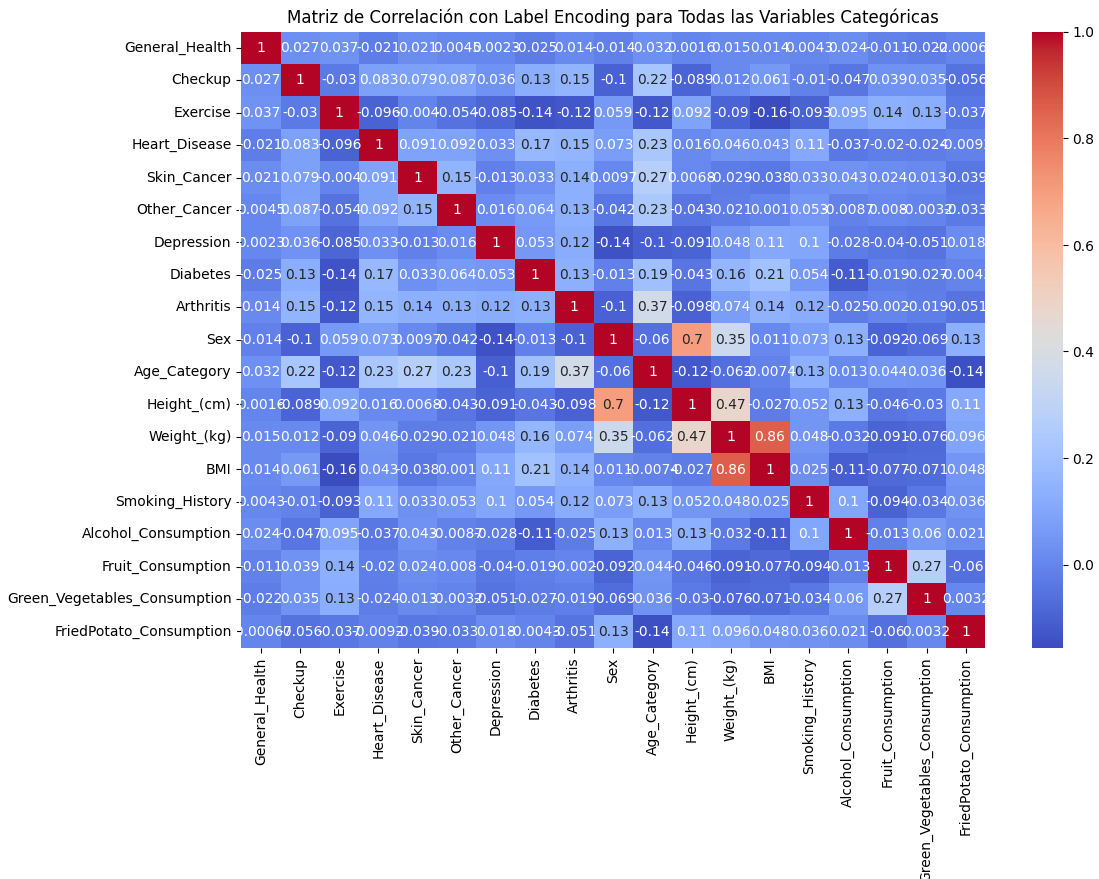
\* Edad y enfermedades: Hay bloques de correlación positiva más oscuros que indican una relación entre categorías de edad avanzada y la presencia de varias condiciones, como enfermedades cardiacas y artritis. Esto es esperado, ya que el riesgo de muchas enfermedades aumenta con la edad.

\* Estado de salud general: Las variables que representan el auto-reportaje del estado de salud general (por ejemplo, General\_Health\_Fair, General\_Health\_Good, etc.) parecen tener una correlación negativa con las condiciones de salud específicas. Esto podría significar que aquellos que reportan un estado de salud mejor tienden a tener menos diagnósticos de enfermedades.

\* IMC y peso: El Índice de Masa Corporal (BMI) y el peso (Weight\_(kg)) están altamente correlacionados, lo que tiene sentido dado que el BMI se calcula a partir del peso y la altura. El BMI podría tener una relación significativa con las condiciones de salud y es probable que sea una variable importante para el modelado predictivo de enfermedades cardiovasculares.

\* Comportamientos de salud: Hay algunas correlaciones leves entre variables como la historia de fumar y la salud cardíaca, lo que sugiere posibles factores de riesgo o indicadores de enfermedades cardiovasculares.

\* Correlaciones entre enfermedades: Existe una correlación entre diferentes condiciones de salud (por ejemplo, enfermedades del corazón y otros tipos de problemas de salud como diabetes y cáncer de piel)



* "Exercise" tiene una fuerte correlación negativa con "Age\_Category" (celda azul oscuro), lo que puede sugerir que las categorías de edad más jóvenes tienden a ejercitarse más.
* "BMI" tiene una correlación positiva moderada con "Weight\_(kg)" (celda roja), lo cual es esperable ya que el IMC se calcula a partir del peso y la altura.
* Las enfermedades específicas, como "Skin\_Cancer", "Other\_Cancer", "Depression", "Diabetes", y "Arthritis", parecen tener poca o ninguna correlación fuerte con la mayoría de las otras variables en esta matriz, ya que la mayoría de sus celdas son blancas o de color claro.

## Análisis bivariado

Analizando el análisis bivariado para variables numéricas podemos sacar ciertas conclusiones.

Gráfico, Gráfico de cajas y bigotes

Descripción generada automáticamente

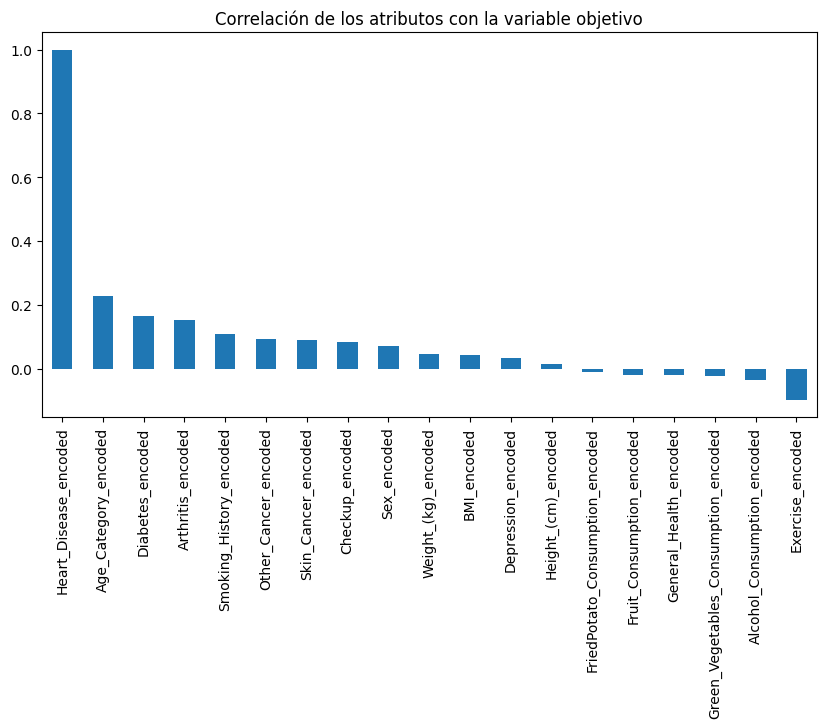
* **Relación entre Heart Disease y Height (cm):** los datos muestran que tanto personas con enfermedad del corazón como aquellas que no presentan esta patología presentan una distribución similar de altura, con medianas aproximadas a los 170 cm. Se extrae de esto que la altura por sí sola no es un predictor significativo de la enfermedad cardíaca. El número de outliers presentes en el grupo sin enfermedad refleja la gran variabilidad y cantidad de datos que hay de este grupo.
* **Relación entre Heart Disease y Weight (kg):** la distribución de peso es similar en ambos grupos presentes. No se observa ninguna diferencia notable entre ellos. En relación a los outliers se vuelve a ver el mayor número de anomalías en el grupo sin enfermedad.
* **Relación entre Heart Disease y BMI:** el índice de masa corporal (BMI) es un factor importante relacionado con las enfermedades cardíacas. De manera muy similar al caso anterior, no se pueden observar muchas diferencias significativas entre ambos grupos y presentan una variabilidad similar. Tanto el tamaño de los boxes como la posición de la mediana y de los "bigotes" están en rangos muy similares.
* **Relación entre Heart Disease y Alcohol\_Consumption:** Este gráfico podría mostrar si las personas con enfermedad cardíaca tienden a consumir más o menos alcohol que aquellas sin la enfermedad. Si no hay mucha superposición entre los grupos, el consumo de alcohol podría estar asociado con la enfermedad.
* **Relación entre Heart Disease y Fruit\_Consumption:** no se observan diferencias notables en el consumo de frutas, los bigotes y cuartiles son similares. No se cree que sea un factor diferencial para la enfermedad estudiada.
* **Relación entre Heart Disease y Green\_Vegetables\_Consumption**: al igual que el caso anterior no se observan diferencias importantes entre este consumo entre ambos grupos.
* **Relación entre Heart Disease y FriedPotato\_Consumption:** existe menos variabilidad en la distribución y menos outliers en el grupo con enfermedad cardíaca. Quizás se podría atribuir a una posible asociación entre la existencia de la enfermedad cardíaca con un menor consumo de comidas no saludables, como las patatas fritas.

Gráfico, Gráfico en cascada

Descripción generada automáticamente

* **Relación entre Heart Disease y General\_Health**: se observa una clara tendencia en la que las personas que presentan un estado de salud “poor” o malo tienen una mayor tendencia de enfermedad cardíaca. Se podría considerar que existe una relación entre la salud general del individuo y la existencia de las enfermedades cardíacas.
* **Relación entre Heart Disease y Checkup:** la gran mayoría de las personas sin enfermedades cardíacas han tenido alguna clase de revisión en los últimos años, podría sugerir una posible relación entre la regularidad de revisiones y la menor incidencia de enfermedades cardíacas. Sin embargo se cree que es por un sesgo de los datos que existen.
* **Relación entre Heart Disease y Exercise**: la actividad física que realiza el individuo parece estar inversamente relacionada con la enfermedad cardíaca. La mayoría de las personas sin enfermedad del corazón reportan que hacen deporte en comparación con el grupo que sí padece estas enfermedad.
* **Relación entre Heart Disease y Skin\_Cancer:** se observa una mayor frecuencia de enfermedades cardíacas en personas sin cáncer de piel.
* **Relación entre Heart Disease y Other\_Cancer**: similar al cancer de piel, no se observa que haya una relación directa con la presencia de enfermedad cardíaca, aunque los datos muestren una frecuencia levemente mayor de enfermedad cardíaca en individuos sin otro tipo de cancer.
* **Relación entre Heart Disease y Depression**: la relación parece estar fuertemente asociada con enfermedades cardíacas. A pesar de esto, se quiere remarcar que esto no implica causalidad.
* **Relación entre Heart Disease y Diabetes**: la diabetes muestra una fuerte relación con el grupo de individuos enfermos, con una frecuencia mucho mayor de enfermedades cardíacas entre los individuos que padecen diabetes.
* **Relación entre Heart Disease y Arthritis**: parece existir una relación de ambas variables, ya que la artritis parece estar relacionada con una mayor frecuencia de enfermedad cardíaca.
* **Relación entre Heart Disease y Sex**: hay ligeramente más datos entre el grupo de individuos con sexo “Male” y que presenta algún tipo de patología de corazón.
* **Relación entre Heart Disease y Age\_Category:** el número de invididuos con enfermedad cardíaca aumenta con la edad, es consistente con la consideración médica que dicta que el riesgo de enfermedades cardíacas aumenta con la edad.
* **Relación entre Heart Disease y Smoking\_History**: los no fumadores tienen una frecuencia menor de enfermedades cardíacas en comparación con las personas fumadoras. Podría existir una fuerte asociación del historial del tabaquismo y las enfermedades cardíacas.

El coeficiente de correlación de Pearson varía entre -1 y 1, donde 1 significa una correlación positiva perfecta, -1 significa una correlación negativa perfecta y 0 significa que no hay correlación.



La correlación más alta se observa con Age\_Category, lo que refuerza la hipótesis de que la edad es un factor de riesgo significativo para la enfermedad.

Arthritis y Diabetes le siguen, lo que sugiere una fuerte relación con la enfermedad del corazón.

Le siguen variables como Smoking\_history, que tiene correlaciones más bajas pero significativa, respaldando la idea de que pueden estar asociados con este tipo de enfermedad.

A partir del resto hay ciertas variables, por ejemplo relacionadas con el peso corporal, dieta y ejercicio que son menos determinantes comparadas con las anteriores.

Llega a haber una correlación negativa con algunas variables, como el Exercise, aunque la correlación es relativamente pequeña, es significativa. Sugiere entonces que a medida que se aumenta el ejercicio disminuye la existencia de la enfermedad del corazón en la población estudiada.

De una manera parecida, “Alcohol\_Consumption” parece tener una correlación negativa con la variable objetivo. En este caso, hay que interpretar la correlación negativa de esto, no se cree que esta correlación establezca causalidad. En el marco de personas con enfermedades cardiovasculares es recomendado por expertos de la salud que dichos individuos no consuman grandes cantidades de bebidas alcohólicas. Esta sugerencia podría ser una de las razones por las que el gráfico nos muestra esto.

## Ingeniería de Características

Investigando los datos del dataset se muestra que aproximadamente el 91.9% de las muestras pertenecen a la clase 0 (no enfermo) y solo el 8.1% a la clase 1 (enfermo). Este tipo de desbalance es significativo y puede tener un impacto considerable en el rendimiento de muchos modelos de machine learning, especialmente aquellos que asumen (explícita o implícitamente) que las clases están balanceadas. Por ello se propone un preprocesado de los datos que aborde este reto.

Para la preparación del dataset, abordaremos los siguientes pasos:

1. Gestión de valores faltantes: se pretende sustituir los valores faltantes por estadísticas representativas, o eliminar si existe una cantidad excesiva de datos ausentes en la fila o columna.
2. Codificación de variables categóricas: Usaremos técnicas como Ordinal Encoding.
3. Normalización/Estandarización de variables: las variables numéricas serán estandarizadas para garantizar la existencia de un rango común, importante para algoritmos sensibles a la escala de variables. Ayudará a mejorar la convergencia durante el entrenamiento.

Alternativas para el Label Encoding, como el Ordinal Encoding o el uso de técnicas de embedding pueden ser más adecuadas en ciertas circunstancias. Ordinal Encoding asigna un valor entero único a cada categoría de manera ordenada.

Por otro lado, los métodos de embedding, comúnmente empleados en el aprendizaje profundo, pueden aprender una representación numérica densa de las categorías, lo que permite capturar relaciones potencialmente más complejas entre ellas.

Hay que volver a clarificar que el Ordinal Encoding ordena las categorías numéricamente, lo cual puede ser un problema si el modelo interpreta esta ordenación como una relación de magnitud.

Para el desbalance de clases se pretende implementar la técnica de Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE), que crea ejemplos sintéticos de la clase minoritaria. Esta técnica selecciona ejemplos cercanos en el espacio de las características. Además se pretende hacer un submuestreo usando TomekLinks, que elimina los ejemplos de la clase mayoritaria más cercanos a la clase minoritaria, pretendiendo mejorar el límite entre clases.

Para asegurarnos de que las características numéricas contribuyen equitativamente al rendimiento del modelo, se emplea MinMaxScaler. Esta técnica ajusta las variables al rango de 0 a 1.Facilitando el proceso de aprendizaje en modelos sensibles a la magnitud de variables.

Después de aplicar estas técnicas se alcanza un balance, reflejado en 225,784 para la clase (no enfermos) y 227,109 para la clase 1. Al calcular proporciones, vemos que ambas clases presentan valores similares.

## Aplicación de Modelos

A continuación, definiremos y entrenaremos diferentes modelos, compararemos su rendimiento y seleccionaremos el más adecuado. Después de completar estos pasos iniciales, podemos proceder a la evaluación y mejora de los modelos seleccionados.

|  |  |
| --- | --- |
| Modelo | Hiperparámetro |
| Naive Bayes | priors: [None, [0.25, 0.75], [0.5, 0.5], [0.75, 0.25]] |
| Logistic Regression | C: [0.01, 0.1, 1, 10, 100]  solver: ['lbfgs', 'liblinear', 'sag', 'saga'] |
| Random Forest | n\_estimators: [50, 100, 200]  max\_depth: [10, 20, None]  min\_samples\_split: [2, 5, 10] |
| K-Nearest Neighbors | n\_neighbors: [3, 5, 7, 9]  weights: ['uniform', 'distance']  metric: ['euclidean', 'manhattan'] |
| XGBoost Classifier | learning\_rate: [0.01, 0.1, 0.2],  n\_estimators: [100, 200, 300],  max\_depth: [3, 4, 5] |
| AdaBoost | n\_estimators: [50, 100, 200]  learning\_rate: [0.1, 0.5, 1.0]} |
| Redes Neuronales | hidden\_layer\_sizes: [(50,), (100,), (50, 50)]  activation: ['tanh', 'relu']  solver: ['sgd', 'adam']  alpha: [0.001, 0.01] |

### Naive Bayes

En cuanto al algoritmo de Naive Bayes es un clasificador probabilístico basado en el teorema de Bayes, asume independencia entre predictores. En este caso se pretende variar los ‘priors’ que son las probabilidades de cada clase que se pueden ajustar.

Mejores parámetros:

{}

Mejor puntuación:

0.2920384443035796

precision recall f1-score support

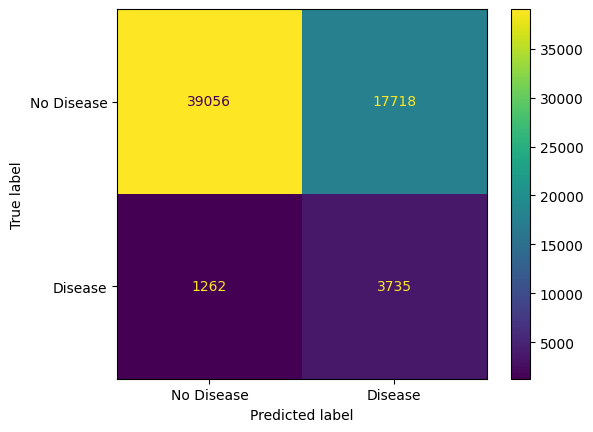
0.0 0.97 0.69 0.80 56774

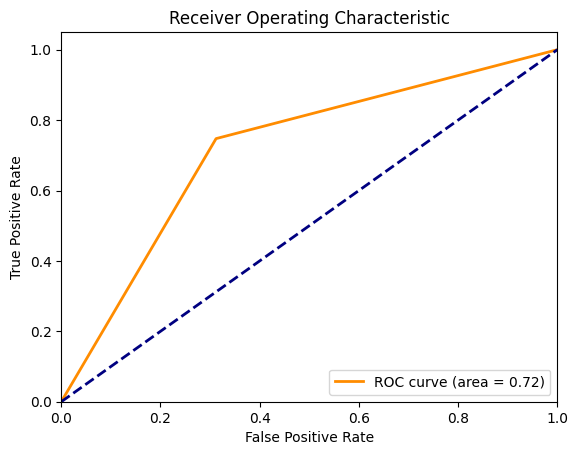
1.0 0.17 0.75 0.28 4997

accuracy 0.69 61771

macro avg 0.57 0.72 0.54 61771

weighted avg 0.90 0.69 0.76 61771





### Logistic Regression

Se utilizará la regresion logística, al ser un modelo lineal que permite predecir la probabilidad de que la instancia pertenezca a una clase particular. El parámetro ‘C’ controla la regularización inversa, ajustarlo puede prevenir el sobreajuste teniendo datos de alta dimensionalidad o en presencia de multicolinealidad. En cuanto a los ‘solvers’ hacen que el modelo converja de distintas maneras, influyendo en rapidez y precisión.

Fitting 5 folds for each of 20 candidates, totalling 100 fits

Mejores parámetros:

{'lr\_\_C': 1, 'lr\_\_solver': 'lbfgs'}

Mejor puntuación:

0.3022358421118973

precision recall f1-score support

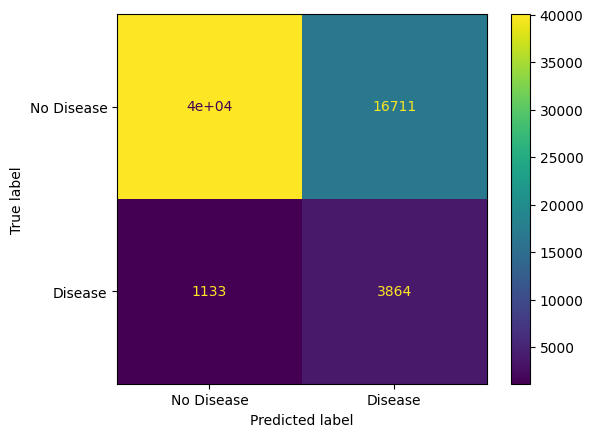
0.0 0.97 0.71 0.82 56774

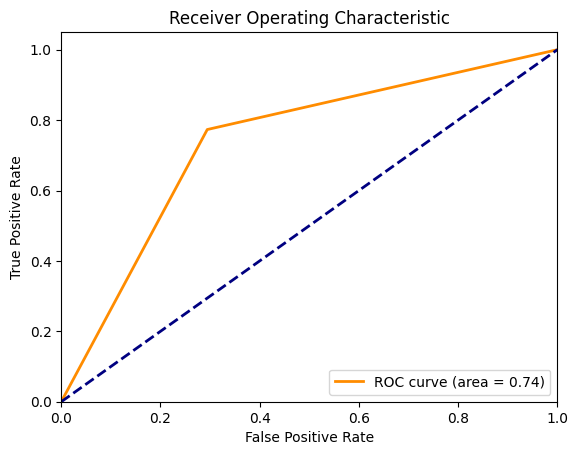
1.0 0.19 0.77 0.30 4997

accuracy 0.71 61771

macro avg 0.58 0.74 0.56 61771

weighted avg 0.91 0.71 0.78 61771





### RandomForest

Es un conjunto de árboles de decisión que mejora la generalización mediante la combinación de múltiples árboles. En cuanto a sus parámetros, ‘n\_estimators’ se refiere al número de árboles en el bosque, a mayor número de árboles suele aumentar el rendimiento hasta cierto punto. ‘max\_depth’ controla la profundidad máxima de los árboles, ajudando al sobreajuste, en cuanto a ‘min\_samples\_split’ define el número mínimo de muestras necesarias para dividir un nodo interno, a valores más altos, se evita la creación de árboles complejos y demasiado específicos.

Fitting 5 folds for each of 27 candidates, totalling 135 fits

Mejores parámetros:

{'rf\_\_max\_depth': 20, 'rf\_\_min\_samples\_split': 10, 'rf\_\_n\_estimators': 200}

Mejor puntuación:

0.33162239291539236

precision recall f1-score support

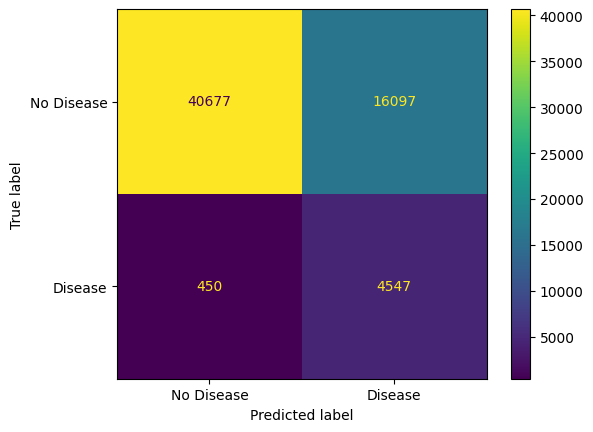
0.0 0.99 0.72 0.83 56774

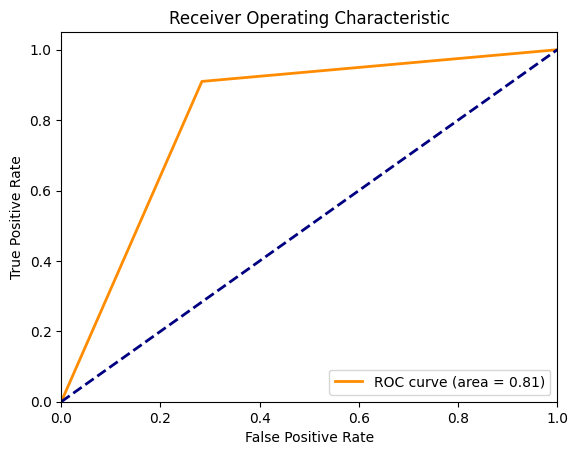
1.0 0.22 0.91 0.35 4997

accuracy 0.73 61771

macro avg 0.60 0.81 0.59 61771

weighted avg 0.93 0.73 0.79 61771





### KNN

Algoritmo basado en instancias que clasifica una nueva instancia basándose en la mayoría de etiquetas de clase de los k vecinos más cercanos. Consideramos ‘n\_neighbors’ que sería el número de vecinos a considerar, afectando a la granularidad de las fronteras de decisión. ‘weights’ puede ajustar la importancia de los vecinos basándose en su distancia, en cuanto a ‘metric’ define cómo se mide la distancia entre puntos pudiendo influir las fronteras de clasificación. Esto puede ser muy efectivo en conjuntos de datos con muchas clases, como el que se tiene después del remuestreo.

Fitting 5 folds for each of 16 candidates, totalling 80 fits

Mejores parámetros:

{'knn\_\_metric': 'manhattan', 'knn\_\_n\_neighbors': 3, 'knn\_\_weights': 'distance'}

Mejor puntuación:

0.16084231992235223

precision recall f1-score support

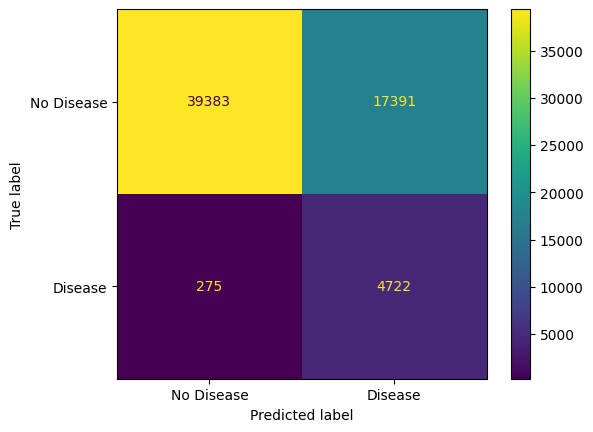
0.0 0.99 0.69 0.82 56774

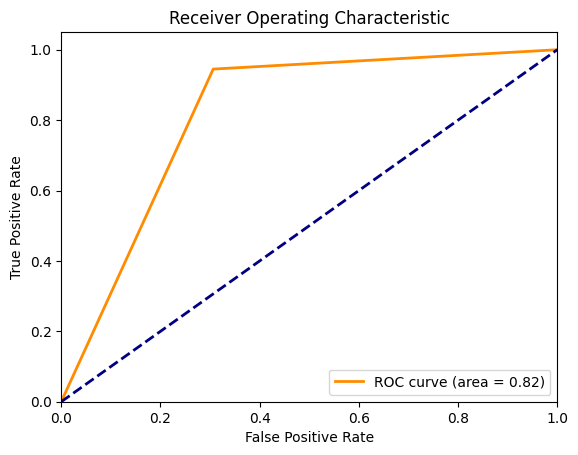
1.0 0.21 0.94 0.35 4997

accuracy 0.71 61771

macro avg 0.60 0.82 0.58 61771

weighted avg 0.93 0.71 0.78 61771





### Modelo XGBoost Classifier:

Es un modelo que utiliza árboles de decisión mejorados o árboles de gradient boosting, y es conocido por su rendimiento y velocidad. ‘learning\_rate’ indica el impacto de cada árbol, ‘n\_estimators’ y ‘max\_depth’ al igual que el Random Forest controla el número de árboles y su profundidad.

Fitting 5 folds for each of 27 candidates, totalling 135 fits

Mejores parámetros:

{'xgb\_\_learning\_rate': 0.2, 'xgb\_\_max\_depth': 5, 'xgb\_\_n\_estimators': 300}

Mejor puntuación:

0.09917669258151858

precision recall f1-score support

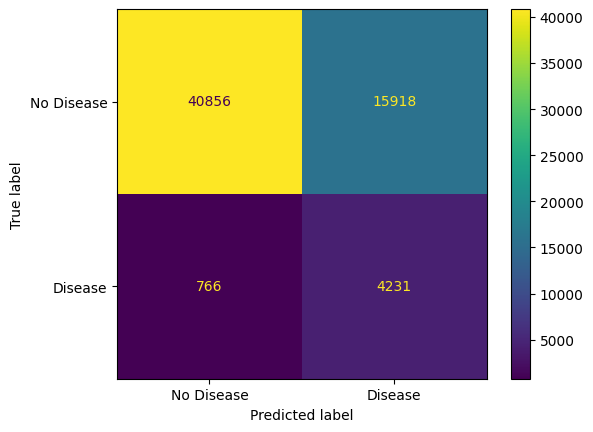
0.0 0.98 0.72 0.83 56774

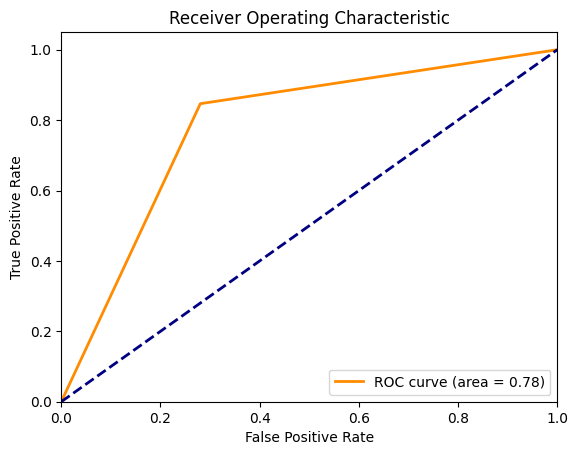
1.0 0.21 0.85 0.34 4997

accuracy 0.73 61771

macro avg 0.60 0.78 0.58 61771

weighted avg 0.92 0.73 0.79 61771





### ADABOOST

Algoritmo de ensamblaje que ajusta los pesos de los clasificadores y las instancias en cada interacción para mejorar el modelo donde falló previamente. ‘n\_estimators’ se refiere al número de modelos secuenciales a entrenar y ‘learning\_rate’ afecta cuánto contribuye cada modelo a la versión final.

Mejores parámetros:

{'clf\_\_learning\_rate': 1.0, 'clf\_\_n\_estimators': 200}

Mejor puntuación:

0.12074447385176508

precision recall f1-score support

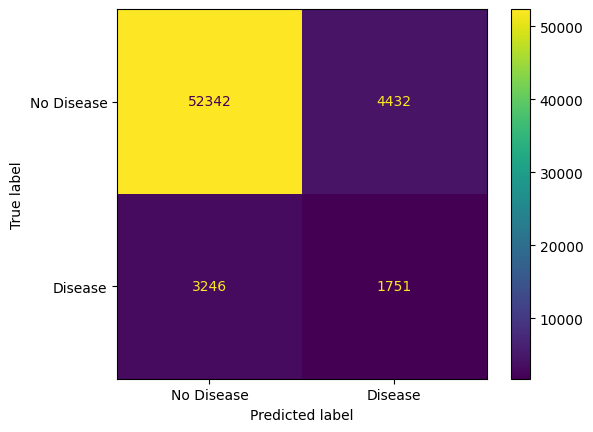
0.0 0.94 0.92 0.93 56774

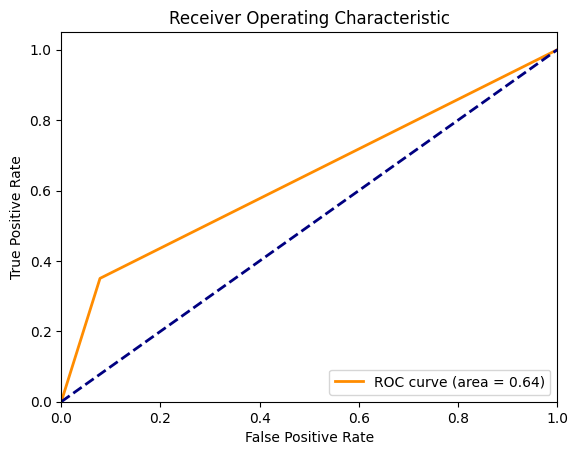
1.0 0.28 0.35 0.31 4997

accuracy 0.88 61771

macro avg 0.61 0.64 0.62 61771

weighted avg 0.89 0.88 0.88 61771





### Redes Neuronales

Modelo computacional capaz de capturar relaciones no lineales complejas. En cuanto a sus parámetros, ‘hidden\_layer\_sizes’ define la arquitectura de las capas ocultas, ‘activation’ determina la función de activación para las neuronas, ‘solver’ es el algoritmo de optimización para el aprendizaje de los pesos y ‘alpha’ controla la regularización L2.

Fitting 5 folds for each of 24 candidates, totalling 120 fits

Mejores parámetros:

{'mlp\_\_activation': 'tanh', 'mlp\_\_alpha': 0.01, 'mlp\_\_hidden\_layer\_sizes': (50, 50), 'mlp\_\_solver': 'adam'}

Mejor puntuación:

0.9192133820905424

precision recall f1-score support

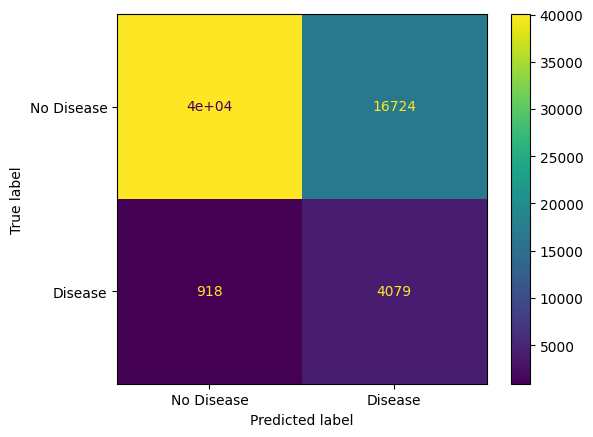
0.0 0.98 0.71 0.82 56774

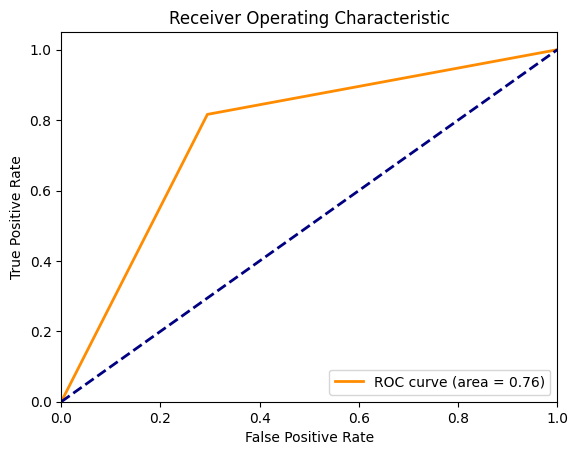
1.0 0.20 0.82 0.32 4997

accuracy 0.71 61771

macro avg 0.59 0.76 0.57 61771

weighted avg 0.91 0.71 0.78 61771





Plan de EDA para Nuestro Proyecto

Podemos combinar estos enfoques para desarrollar un plan de EDA exhaustivo:

Análisis univariado y bivariado: Examinar cada variable individualmente y en relación con la variable objetivo para entender las distribuciones y posibles correlaciones.

Visualización de datos: Usar gráficos como histogramas para variables continuas, gráficos de barras para categóricas, y mapas de calor para correlaciones.

Análisis de valores faltantes y outliers: Determinar cómo manejar los datos faltantes y los valores atípicos basados en su impacto en el análisis.

Ingeniería de características: Considerar la creación de nuevas variables basadas en el conocimiento del dominio y la correlación observada entre las variables.

Ejemplos Útiles:

K-Nearest Neighbors (KNN) - Útil para clasificación basada en la similitud de las características del paciente con casos históricos.

Support Vector Machine (SVM) - Efectivo para encontrar el hiperplano óptimo que separa las clases (enfermedad/no enfermedad).

Decision Trees - Proporciona una estructura clara de decisión basada en los atributos más influyentes.

Random Forests - Mejora la predicción de árboles de decisión a través de un enfoque de ensamble, ideal para manejar datasets con muchas características.

Enfoques Sugeridos:

XGBoost: Este algoritmo es excelente para tareas de clasificación y es conocido por su rendimiento superior, especialmente en datasets estructurados como el tuyo.

Logistic Regression: Ideal para problemas de clasificación binaria, como la predicción de la presencia o ausencia de enfermedades cardíacas.

Stacking: Combina múltiples modelos de predicción para mejorar la precisión. Sería útil si decides experimentar con un enfoque de ensamble.

Naive Bayes: Un enfoque rápido y eficaz para la clasificación, especialmente útil cuando las dimensiones del dataset son altas en relación con el tamaño de la muestra.