RETO: TITANIC - MACHINE LEARNING FROM DISASTER

Equipo 2

1 INTRODUCCIÓN

2 PROCESAMIENTO DE DATOS

O3 ANÁLISIS DE DATOS

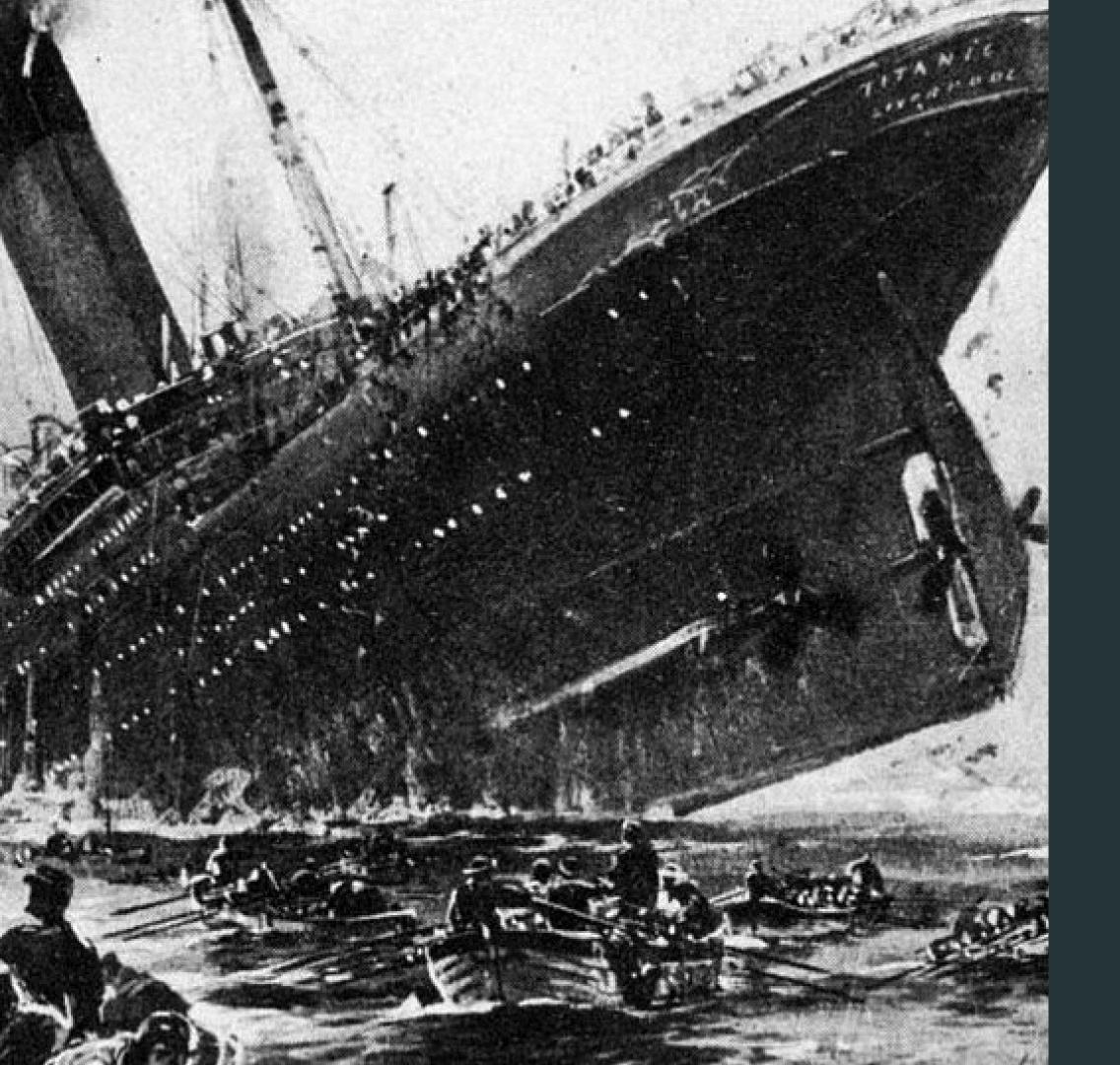
04 MODELOS PREDICTIVOS

05, CONCLUSIONES





INTRODUCCIÓN



El hundimiento del Titanic el 15 de abril de 1912, tras chocar contra un iceberg, resultó en la muerte de aproximadamente 1,500 personas de las 2,224 a bordo.

Aunque el barco fue promocionado como insumergible, la falta de suficientes botes salvavidas y varios errores humanos contribuyeron al desastre. Solo unos 700 pasajeros sobrevivieron, y las probabilidades de supervivencia variaron según factores como la clase social, el género, la edad, entre otros.

Este proyecto utilizaremos modelos de predicción para analizar estas variables y determinar qué factores influenciaron la probabilidad de sobrevivir en esta tragedia.

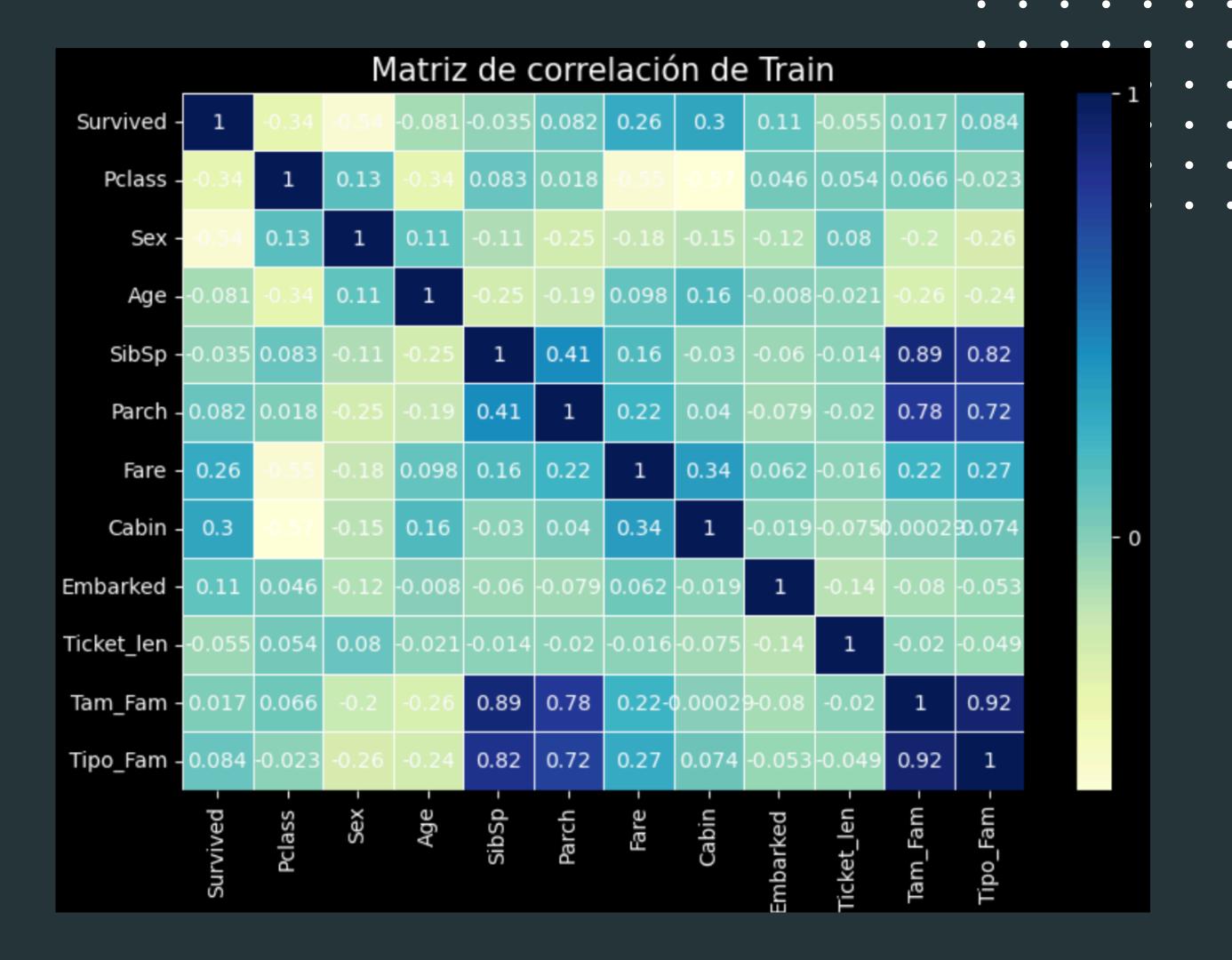
PROCESAMIENTO DE DATOS

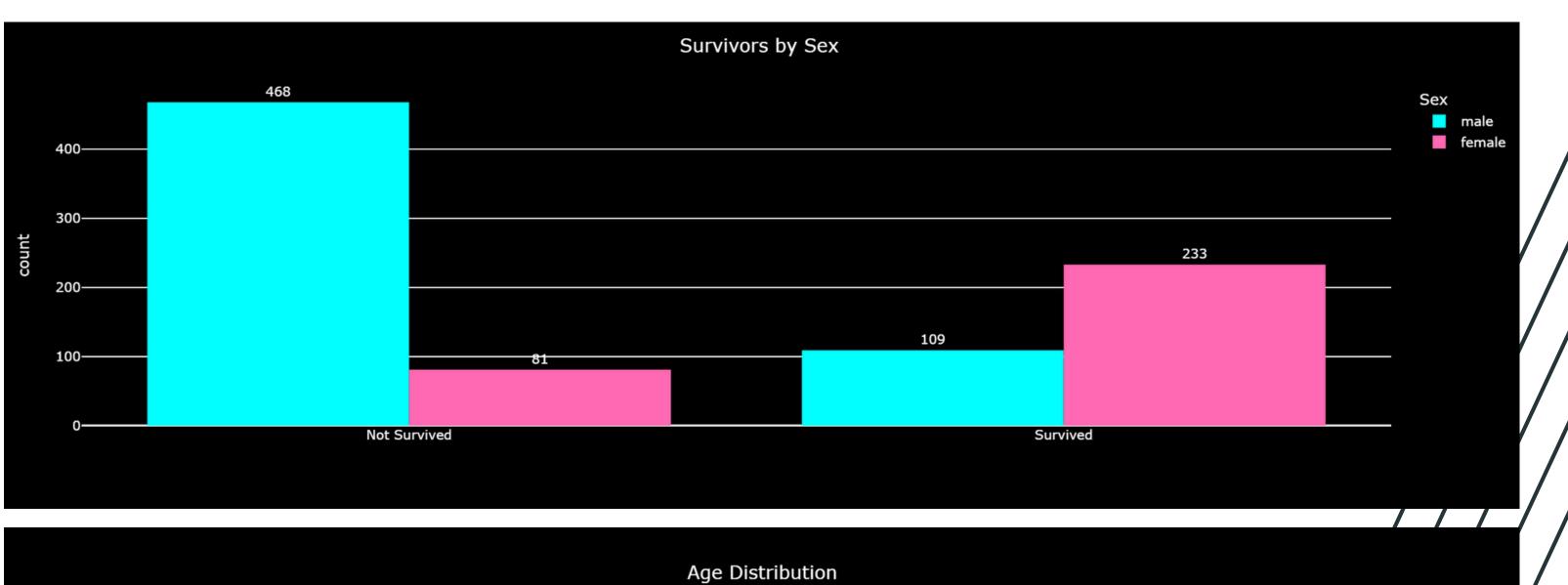
2.1 LIMPIEZA DE DATOS

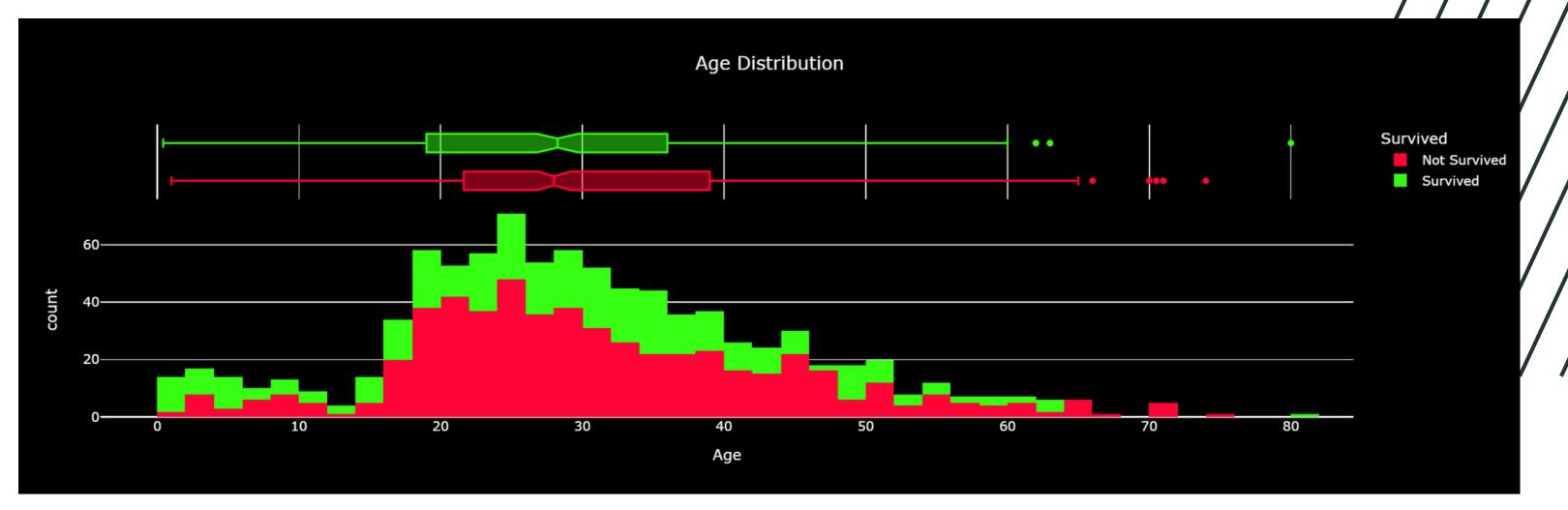
- Manejo de valores faltantes (Cabin, Age, Fare, Embarked)
- Transformación de nuevas variables (Title, Ticket, Tipo_fam)
- Codificación de variables categóricas

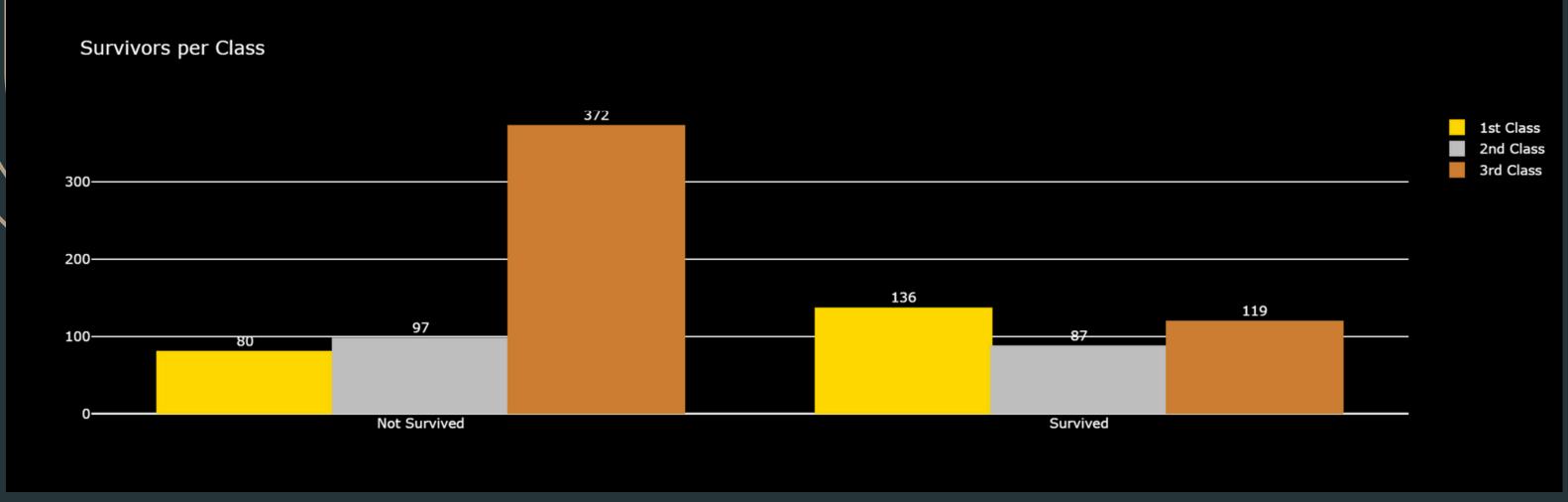


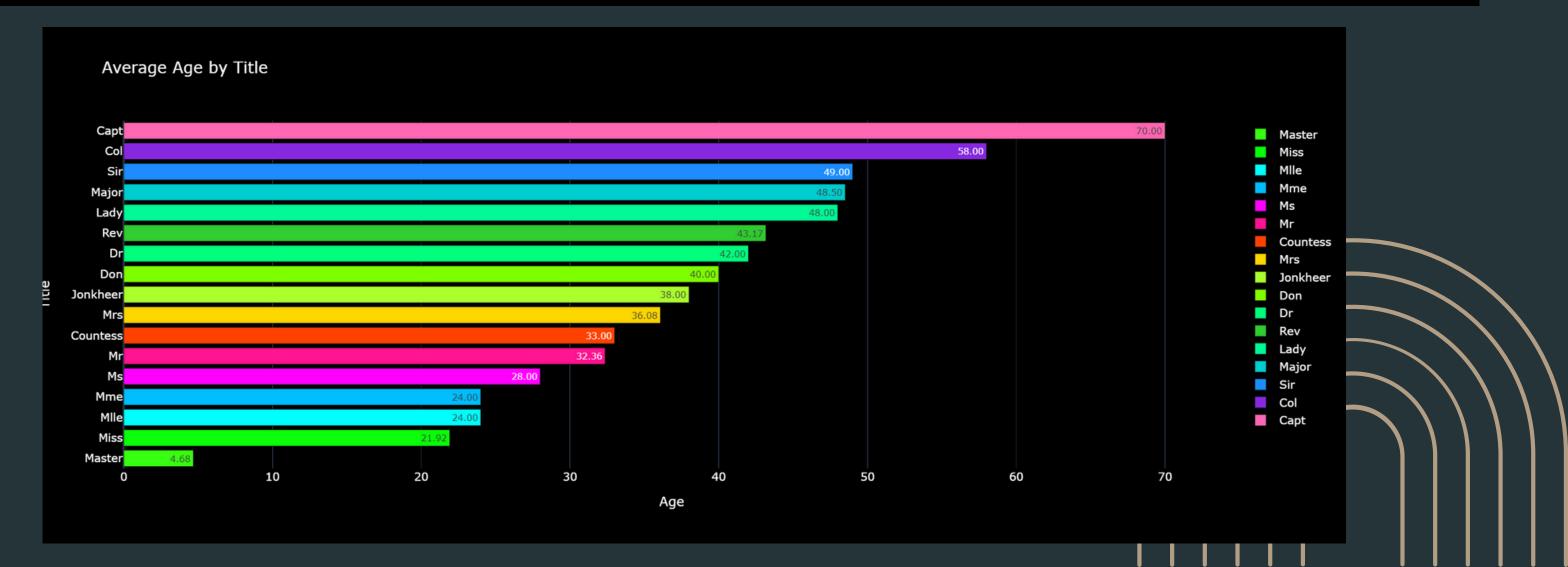
ANÁLISIS DE DATOS







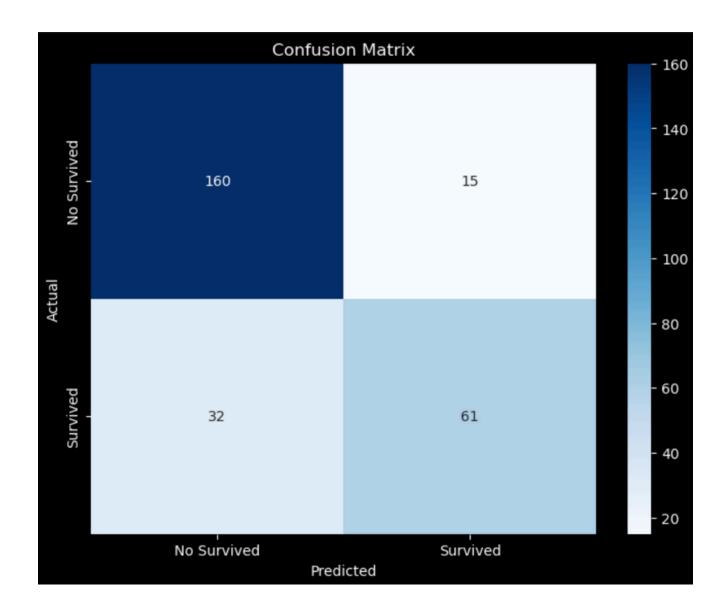




MODELOS PREDICTIVOS

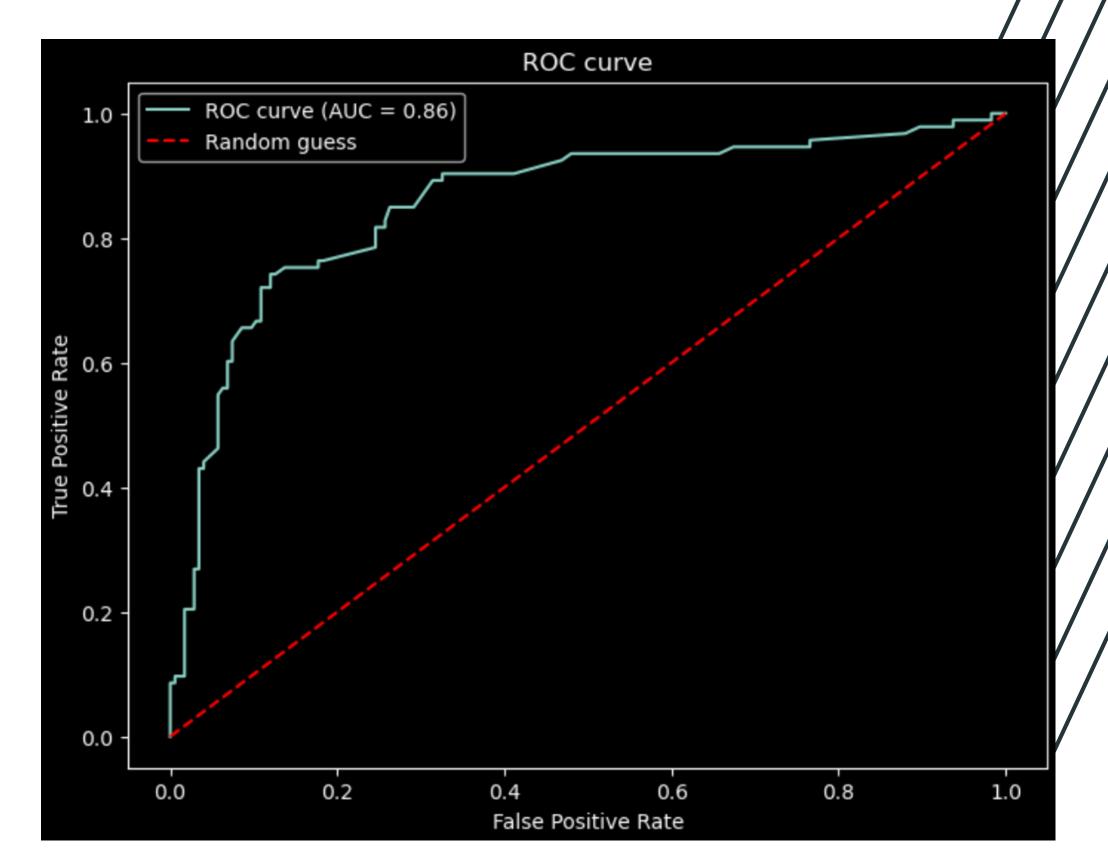
3.1 REGRESIÓN LOGÍSTICA

```
# Características y variable objetivo
y = df_train_cleaned['Survived']
features = ['Pclass', 'Title', 'Embarked', 'Tipo_Fam', 'Ticket_len', 'Ticket_2letter']
X = df_train_cleaned[features]
# Dividimos los datos en entrenamiento y validación (70% entrenamiento, 30% validación)
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42)
# Procesador para transformar las variables
# Aquí agrego un SimpleImputer para valores numéricos (si es necesario) y con OneHotEncoder para categóricas
preprocessor = ColumnTransformer(transformers=[
    ('onehot', OneHotEncoder(handle_unknown='ignore'), features)
# Definimos el modelo de regresión logística con los hiperparámetros proporcionados
modelo = Pipeline(steps=[
    ('preprocessor', preprocessor),
    ('model', LogisticRegression(
        random_state=42,
       max_iter=1000,
        C=100,
                                   # Hiperparámetro C ajustado
        class_weight=None,
                                   # Sin balanceo de clases
        penalty='l2',
                                    # Penalización L1
        solver='newton-cg'))])
# Entrenamiento del modelo
modelo.fit(X_train, y_train)
# Predicciones en el conjunto de validación
y_pred = modelo.predict(X_val)
```



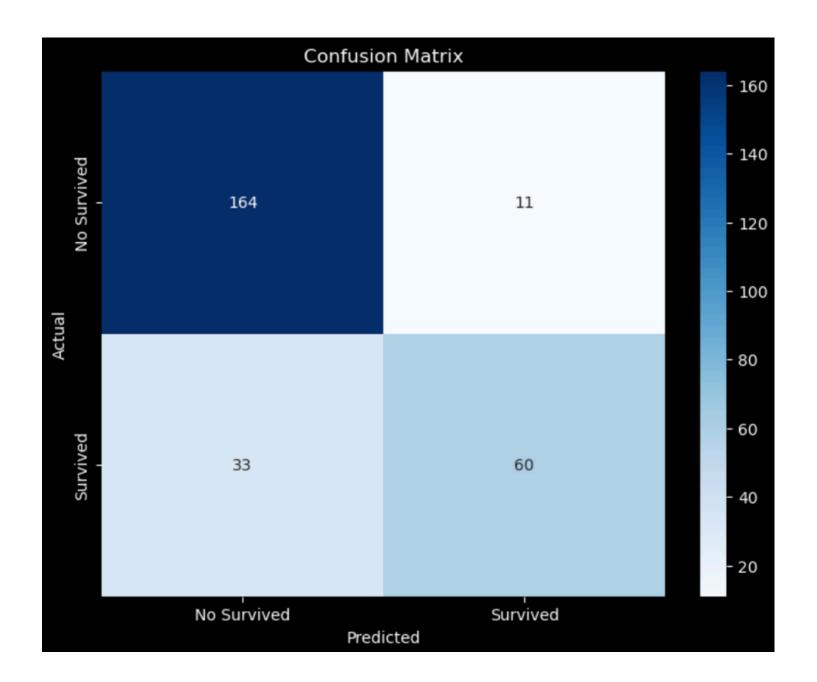
	Precision	Recall	F1-Score	Support
Class 0	0.83	0.91	0.87	175
Class 1	0.80	0.66	0.72	93
Accuracy			0.82	268
Macro Avg	0.82	0.79	0.80	268
Weighted Avg	0.82	0.82	0.82	268

Cuadro 1: Informe de clasificación con puntuación de precisión de 0.8246



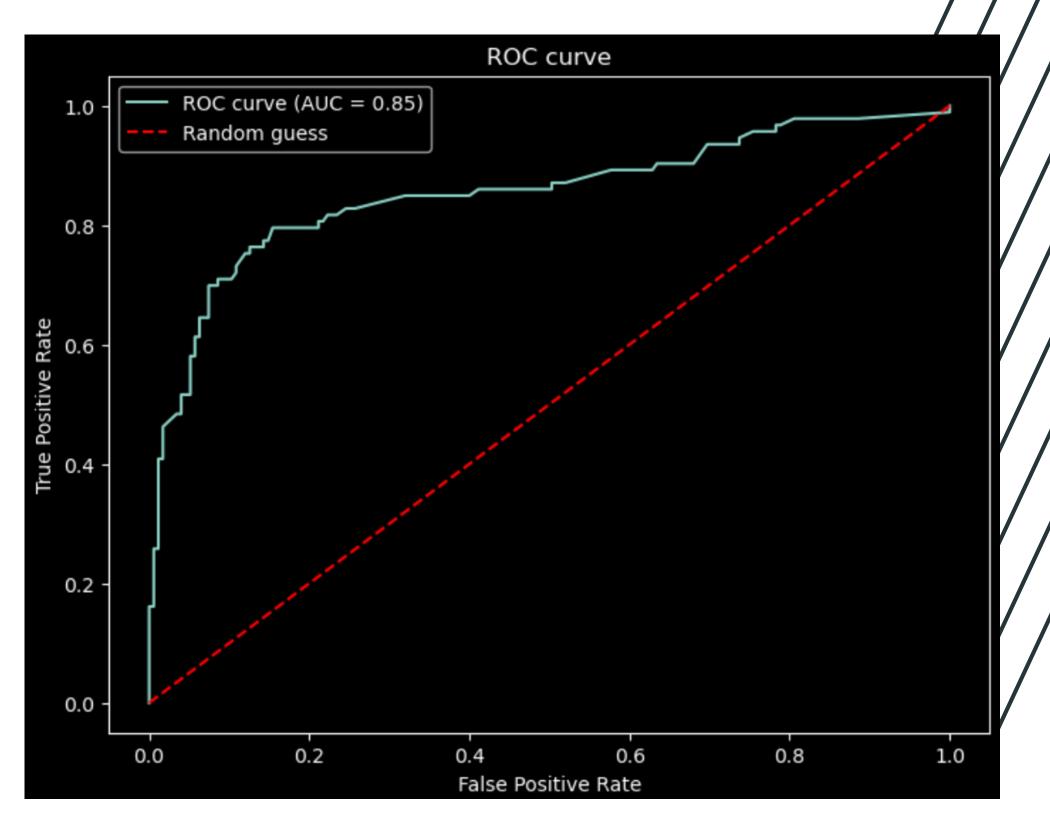
3.2 RANDOM FOREST

```
# Caracteristicas y variable objetivo
y = df_train_cleaned["Survived"]
features = ["Pclass", "Title", "Embarked", "Tipo_Fam", "Ticket_len", "Ticket_2letter"]
X = df_train_cleaned[features]
# Dividimos los datos en entrenamiento y validación (70% entrenamiento, 20% validación)
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X, y, test_size = 0.3, random_state = 42)
# Procesador para transformar a variables dummy
preprocessor = ColumnTransformer(transformers =[('onehot', OneHotEncoder(handle_unknown = "ignore"), features), ])
# Definimos el modelo y hacemos la transformación a variables dummy
modelo = Pipeline(steps=[('preprocessor', preprocessor),
    ('model', RandomForestClassifier(random_state = 42, n_estimators = 500, max_depth = 5))])
# Entrenamiento del modelo
modelo.fit(X_train, y_train)
# Predicciones en el conjunto de validación
y_pred = modelo.predict(X_val)
```



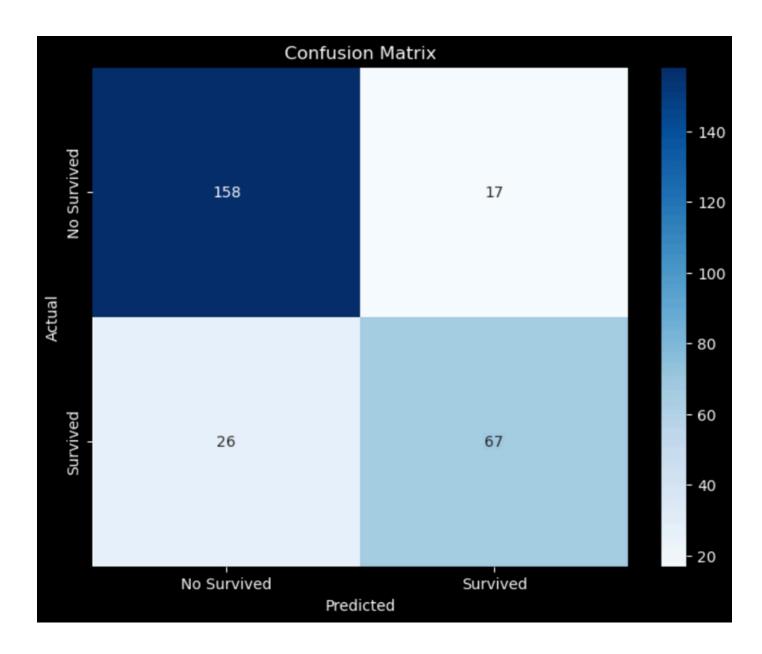
	Precision	Recall	F1-Score	Support
Class 0	0.83	0.94	0.88	175
Class 1	0.85	0.65	0.73	93
Accuracy			0.84	268
Macro Avg	0.84	0.79	0.81	268
Weighted Avg	0.84	0.84	0.83	268

Cuadro 2: Informe de clasificación con puntuación de precisión de 0.8358



3.3 RED NEURONAL

```
# Caracteristicas y variable objetivo
y = df_train_cleaned['Survived']
features = ['Pclass','Title','Embarked','Tipo_Fam','Ticket_len','Ticket_2letter']
X = df_train_cleaned[features]
# Dividimos los datos en entrenamiento y validación (70% entrenamiento, 30% validación)
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X, y, test_size = 0.3, random_state = 42)
# Procesador para transformar a variables dummy y escalar características numéricas
preprocessor = ColumnTransformer(transformers = [
    ('onehot', OneHotEncoder(handle_unknown = 'ignore'), ['Pclass','Title','Embarked','Tipo_Fam','Ticket_2letter']),
    ('scaler', StandardScaler(), ['Ticket_len'])])
# Definimos el modelo utilizando una red neuronal (MLPClassifier) con la función de activación 'tanh'
modelo = Pipeline(steps = [
    ('preprocessor', preprocessor),
    ('model', MLPClassifier(random_state = 42,
                            max_iter = 1000, # Incrementamos el número de iteraciones
                            hidden_layer_sizes = (350, 150, 100), # Aumentamos el tamaño de las capas
                            activation = 'tanh',
                            alpha = 0.01, # Regularización
                            learning_rate_init = 0.01))])
# Entrenamiento del modelo
modelo.fit(X_train, y_train)
# Predicciones en el conjunto de validación
y_pred = modelo.predict(X_val)
```



	Precision	Recall	F1-Score	Support
Class 0	0.86	0.90	0.88	175
Class 1	0.80	0.72	0.76	93
Accuracy			0.84	268
Macro Avg	0.83	0.81	0.82	268
Weighted Avg	0.84	0.84	0.84	268

Cuadro 3: Informe de clasificación con puntuación de precisión de $0.8396\,$

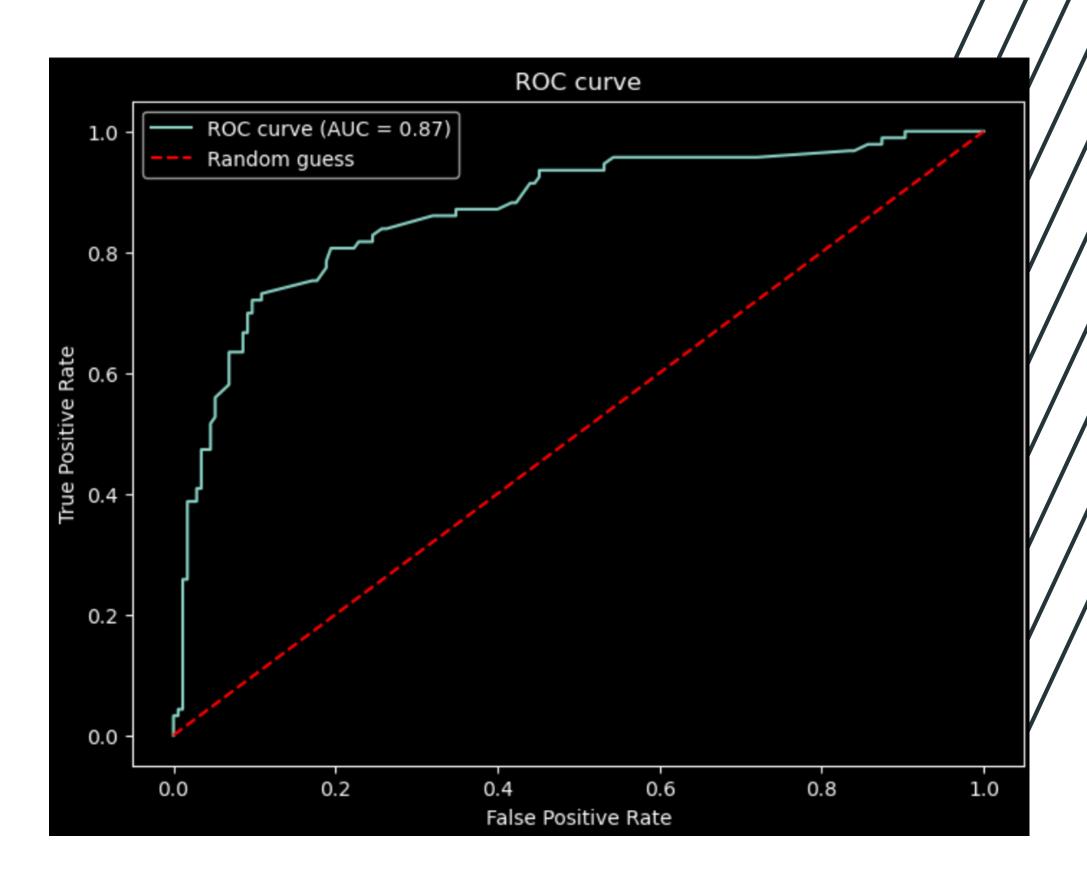


TABLA DE COMPARACIÓN

Modelo	Precisión (%)
Regresión Logística	$\frac{326}{418} = 77,99\%$
Random Forest	$\frac{335}{418} = 80,14\%$
Red Neuronal	$\frac{336}{418} = 80,38\%$

\odot	my_submission.csv Complete · now	0.77990
\odot	my_submission.csv Complete · 37s ago	0.80143
\odot	my_submission.csv Complete · 1m ago	0.80382

CONCLUSIONES

iGRACIAS!