DEMANDA EN HOTELES DE BOOKING

Ramiro Monroy Ramos
Estudiante de Ingeniería de Sistemas
Universidad de Antioquia

INTRODUCCIÓN

A lo largo de este documento se realiza un análisis y exploración de una base de datos con el fin de depurarla y prepararla lo mejor posible para así lograr predecir el mejor modelo para la variable de salida.

I. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.

El aprendizaje de máquina se ha convertido en una herramienta esencial para todas las industrias y la hotelera no es la excepción; ya que permite predecir con mayor precisión la probabilidad de cancelación de reservas. En este artículo, se estudiará una base de datos de reservas de hotel y se aplicarán técnicas de aprendizaje de máquina para predecir qué reservas son más propensas a ser canceladas.

La base de datos utilizada en este estudio contiene información sobre las reservas de dos hoteles, en la que se plantea abordar un problema de clasificación en el cual requiere seleccionar las reservas en las que se han realizado cancelaciones, y las reservas que no han sido canceladas, con el fin de predecir cuáles reservas son las más opcionadas a ser canceladas. Entre las variables que detalla esta base de datos encontramos detalles sobre la fecha de llegada y días de permanencia, número de adultos y niños, tipos de comida, entre otros factores.

El objetivo final de este estudio es ayudar a los hoteles a optimizar su gestión de reservas y a mejorar su rentabilidad mediante la identificación temprana de reservas que tienen una alta probabilidad de ser canceladas. Espero que este estudio sea de gran utilidad para la industria hotelera y para cualquier persona interesada en el uso del aprendizaje de máquina para la toma de decisiones empresariales.

En la base de datos Hotel Booking Demanda cuenta con 119391 muestras y 32 características y contiene datos tomados el artículo Hotel Booking Demand Datasets [1]. Entre las características de la base de datos se optó como variable de salida ‘is_canceled’ la cual hace referencia si la reserva realizada en un hotel ha sido cancelada o no.

A. Variables de la base de datos:

- *'hotel': indica a qué hotel pertenece la reserva.*
- *'is_canceled': valor que indica si una reserva fue cancelada (1) o no (0).*
- *'lead_time': número de días que hay entre la fecha de la reserva y la fecha revista de entrada.*
- *'arrival_date_year': año de la fecha de llegada.*
- *'arrival_date_month': mes de la fecha de llegada.*
- *'arrival_date_week_number': número de la semana de la fecha de llegada.*
- *'arrival_date_day_of_month': día del mes de la fecha de llegada.*
- *'stays_in_weekend_nights': número de noches en fin de semana (sábado y domingo) que se han reservado.*
- *'stays_in_week_nights': número de noches reservadas entre semana.*
- *'adults': número de adultos.*
- *'children': número de niños.*
- *'babies': número de bebés.*
- *'meal': tipo de comida reservada.(Undefined/SC, BB – Cama y desayuno, HB – desayuno y otra comida, FB – desayuno, almuerzo y cena).*
- *'country': indica el país de origen de los clientes.la categorías representadas en el formato ISO 3155-3:2013.*
- *'market_segment': marca la designación del mercado. (TA – Agente de viajes, TO – Operador de tour).*
- *'distribution_channel': indica cuál fue el canal de distribución. Es una variable categórica. (TA –Agente de viajes, TO – Operador de tour).*
- *'is_repeated_guest': valor que indica si el nombre de la reserva forma parte de un cliente repetido (1) o no (0).*
- *'previous_cancellations': número de reservas previas que fueron canceladas por el cliente que está reservando.*
- *'previous_bookings_not_cancelled': número de reservas previas que no fueron canceladas por el cliente que está reservando.*
- *'reserved_room_type': código del tipo de habitación que fue reservada. (AG).*
- *'asigned_room_type': código del tipo de habitación que se asigna a la reserva.*
- *'booking_changes': número de cambios hechos en la reserva desde que reservó hasta que se hizo el chek-in o la cancelación.*
- *'deposit_type': indicador de si el cliente dejó un depósito para garantizar la reserva. (No deposit – Ningún deposito fue realizado, Non Refund – Un depósito fue hecho en el valor del costo total de la estadía, Refundable – un depósito fue hecho con un valor menor al valor total de la estadía).*
- *'agent': identificador que muestra que agencia de viajes ha realizado la reserva.*
- *'company': identificador de la compañía que hizo la reserva o que hizo el pago.*
- *'days_in_waiting_list': número de días que la reserva estuvo en la lista de espera antes de ser confirmada por el cliente.*
- *'customer_type': el tipo de cliente. Puede ser de 4 tipos diferentes: Contract – cuando la reserva tiene algún tipo de contrato asociado, Group –*

cuando la reserva está asociada a un grupo, Transient – cuando la reserva no está sociada a un grupo o contrato, Transient-party – cuando la reserva es transitiva.

- *'adr': media del precio pagado por noche.*
- *'requiered_car_parking_spaces': número de plazas de parking requeridas por el cliente.*
- *'total_of_special_request': número de requisitos pedidos por el cliente.*
- *'reservation_status': se muestra el estado de la reserva. Puede ser: Canceled – la reserva fue cancelada, Check-out – el cliente se registró, pero también partió, No-Show – el cliente no se registró e informó al hotel la razón.*
  - *'reservation_status_date': fecha en la que la última modificación de la 'reservation_status' fue hecha.*

II. ANTECEDENTES.

En esta sección se hablará de un artículo relacionado con la base de datos o modelos que se usarán. El artículo "Modelo dinámico de predicción y ajuste de los precios de las habitaciones de hoteles".utiliza una técnica de aprendizaje supervisado llamada Random Forest para predecir los precios de las habitaciones de hoteles. La metodología de validación utilizada fue la validación cruzada, que se realiza dividiendo el conjunto de datos en varias partes y probando el modelo en cada parte, para evaluar su capacidad de generalización.

En cuanto a los resultados, el modelo propuesto en el artículo demostró ser capaz de predecir los precios de las habitaciones de los hoteles con una precisión del 90%. Además, se encontró que las variables más influyentes en la predicción del precio de la habitación son la ubicación, la temporada y la categoría del hotel. El artículo también propone una estrategia de ajuste de precios para ayudar a los hoteles a maximizar sus ingresos.

III. EXPERIMENTO.

La base de datos a estudiar contiene información de dos hoteles el cual uno está en la capital portuguesa y el otro es un complejo turístico, entre las características que incluye están el momento en que la reserva fue hecha, tiempo de la estadía, numero de las personas a hospedarse como niños, adultos, y bebes, numero de parqueos disponibles fechas de llegada e ida entre otras. la base de datos cuenta con 119390 muestras.

Como metodología de este proyecto se utilizó para ejecutar el dataset es Jupiterlab de Anaconda, para el lenguaje Python, implementando diferente librerías como Numpy, Pandas para el procesamiento de datos; Scikit-learn para realizar el aprendizaje supervisado y no supervisado; para la visualización

de los datos Matplotlib y Seaborn.

A. Preparación y limpieza de datos

En la preparación de los datos se crea un pipeline, y se limpia country por fuera del pipeline para que no quede agregado en el dataset final como categórico; se eliminan las columnas que no tienen sentido para el entrenamiento, además la característica se elimina porque solo existen 6797 valores del total (119390) lo que corresponde a un porcentaje de faltante del 94.3%, la característica “reservation_status” se elimina porque es una variable de salida de igual manera con la característica reservation_status_date se elimina porque es una fecha.

B. Instalación e importación de bibliotecas y paquetes.

Dentro de las librerías importadas encontramos las de análisis de datos, las de visualización de los datos y las librerías de selección de modelos.

```
# Library
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder, OrdinalEncoder, LabelEncoder
from sklearn import svm
from sklearn.model_selection import KFold, StratifiedKFold
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.discriminant_analysis import LinearDiscriminantAnalysis, QuadraticDiscriminantAnalysis
import time
from mlxtend.feature_selection import SequentialFeatureSelector as SFS
```

Figura 1. Importación de librerías.

C. Cargar la base de datos.

En cuanto a la lectura de datos se carga la base de datos de tipo .csv en la variable “db” la cual muestra los datos como forma de verificar que la base de datos carga correctamente.

```
# Cargar la base de datos
db = pd.read_csv('hotel_bookings.csv')
db.info()
```

Figura 2. Carga de la base de datos.

con db.info() nos podemos verificar el tamaño de la base de datos en la que se observan que se tienen 119390 muestras y 32 características, además de las etiquetas de cada columna con su respectiva información.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 119390 entries, 0 to 119389
Data columns (total 32 columns):
 #   Column                          Non-Null Count   Dtype
---  ------                          --------------   -----
 0   hotel                           119390 non-null  object
 1   is_canceled                     119390 non-null  int64
 2   lead_time                       119390 non-null  int64
 3   arrival_date_year               119390 non-null  int64
 4   arrival_date_month              119390 non-null  object
 5   arrival_date_week_number        119390 non-null  int64
 6   arrival_date_day_of_month       119390 non-null  int64
 7   stays_in_weekend_nights         119390 non-null  int64
 8   stays_in_week_nights            119390 non-null  int64
 9   adults                          119390 non-null  int64
 10  children                        119386 non-null  float64
 11  babies                          119390 non-null  int64
 12  meal                            119390 non-null  object
 13  country                         118902 non-null  object
 14  market_segment                  119390 non-null  object
 15  distribution_channel            119390 non-null  object
 16  is_repeated_guest               119390 non-null  int64
 17  previous_cancellations          119390 non-null  int64
 18  previous_bookings_not_canceled  119390 non-null  int64
 19  reserved_room_type              119390 non-null  object
 20  assigned_room_type              119390 non-null  object
 21  booking_changes                 119390 non-null  int64
 22  deposit_type                    119390 non-null  object
 23  agent                           103050 non-null  float64
 24  company                         6797 non-null    float64
 25  days_in_waiting_list            119390 non-null  int64
 26  customer_type                   119390 non-null  object
 27  adr                             119390 non-null  float64
 28  required_car_parking_spaces     119390 non-null  int64
 29  total_of_special_requests       119390 non-null  int64
 30  reservation_status              119390 non-null  object
 31  reservation_status_date         119390 non-null  object
dtypes: float64(4), int64(16), object(12)
memory usage: 29.1+ MB
```

Figura 3. Tipos de datos de cada etiqueta.

D. Análisis exploratorio de datos

Figura 4. Diagrama de barras respecto al recuento de reservas canceladas y no canceladas.

De acuerdo con el análisis realizado se puede observar que El 37% de las muestras corresponden a la clase Cancelada - 1 y el 63% a No Cancelada - 0. La base de datos se puede considerar levemente desbalanceada por lo que se recomienda utilizar el método de validación StratifiedKfold.

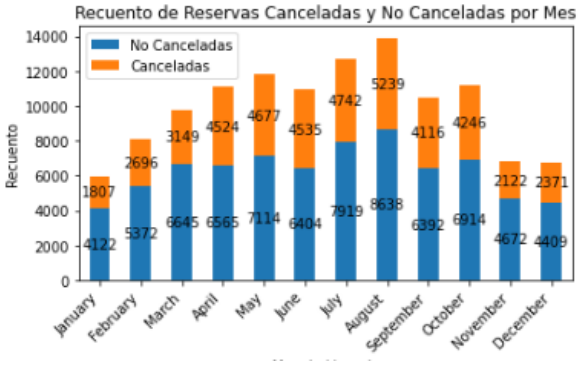


Figura 4. Diagrama de barras respecto al recuento de reservas canceladas y no canceladas por mes.

Se puede observar que la proporción de reservaciones canceladas y no en cada mes es similar. El mes en el que más se realizan viajes es agosto, julio y mayo.

IV. MODELOS DE PREDICCIÓN.

Antes de iniciar con cada uno de los modelos se hace la preparación de datos utilizando pipelines y transformadores en el contexto de entrenamiento de un modelo de aprendizaje automático. A continuación, se describen las principales funciones definidas en el código:

procesar_con_onehotencoder(db): Esta función realiza la transformación de los datos utilizando OneHotEncoder para las variables categóricas y OrdinalEncoder para el mes de llegada. También se utiliza SimpleImputer para rellenar los valores nulos en las características "children" y "agent" con ceros. Luego, se aplica el preprocesamiento utilizando un ColumnTransformer y un Pipeline. El resultado transformado se devuelve.

procesar_con_labelencoder(db): Esta función es similar a la anterior, pero en lugar de usar OneHotEncoder, se utiliza LabelEncoder para las variables categóricas. El resto del preprocesamiento es el mismo que en procesar_con_onehotencoder(db).

procesar_con_ordinalencoder_estandarizado(db): Esta función realiza el mismo preprocesamiento que procesar_con_labelencoder(db), pero además aplica una estandarización a los datos utilizando MinMaxScaler.

Despues se aplica una de las funciones de preprocesamiento (en este caso, 'procesar_con_ordinalencoder_estandarizado') al conjunto de datos 'datosX' para obtener los datos preprocesados 'X' y el vector objetivo 'Y'. Y se define una función 'classification_error' para calcular el error de clasificación entre las etiquetas predichas y las etiquetas reales.

Es importante resaltar que debido a la capacidad que brinda google colab, no se pudo trabajar con todas las muestras sino solamente con 30.000.

V. MEJORES HIPERPARAMETROS.

Algoritmos Predictivos:
En esta etapa del proyecto, se llevó a cabo una búsqueda exhaustiva de los mejores hiperparámetros para dos algoritmos predictivos clave: Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) y Bosques Aleatorios (Random Forest).

Para SVM, se aplicó una búsqueda aleatoria sobre el espacio de parámetros, considerando valores específicos para los parámetros C y gamma. Los mejores hiperparámetros encontrados fueron {'C': 0.1, 'gamma': 0.1}.

En el caso de Random Forest, la búsqueda se centró en el número de estimadores y la profundidad máxima del árbol. Los mejores hiperparámetros para este algoritmo resultaron ser {'n_estimators': 50, 'max_depth': None}.

Combinaciones No Supervisado + Predictivo:
Además, se exploraron dos combinaciones de algoritmos no supervisados y predictivos mediante la aplicación de técnicas como Análisis de Componentes Principales (PCA) y Análisis Discriminante Lineal (LDA) junto con SVM y Random Forest, respectivamente.

Combinación 1: PCA + SVM:
Para esta combinación, se realizó una búsqueda aleatoria sobre los parámetros de PCA (número de componentes) y SVM (parámetros C y gamma). Los mejores hiperparámetros fueron {'svm__gamma': 1, 'svm__C': 1, 'pca__n_components': 10}.

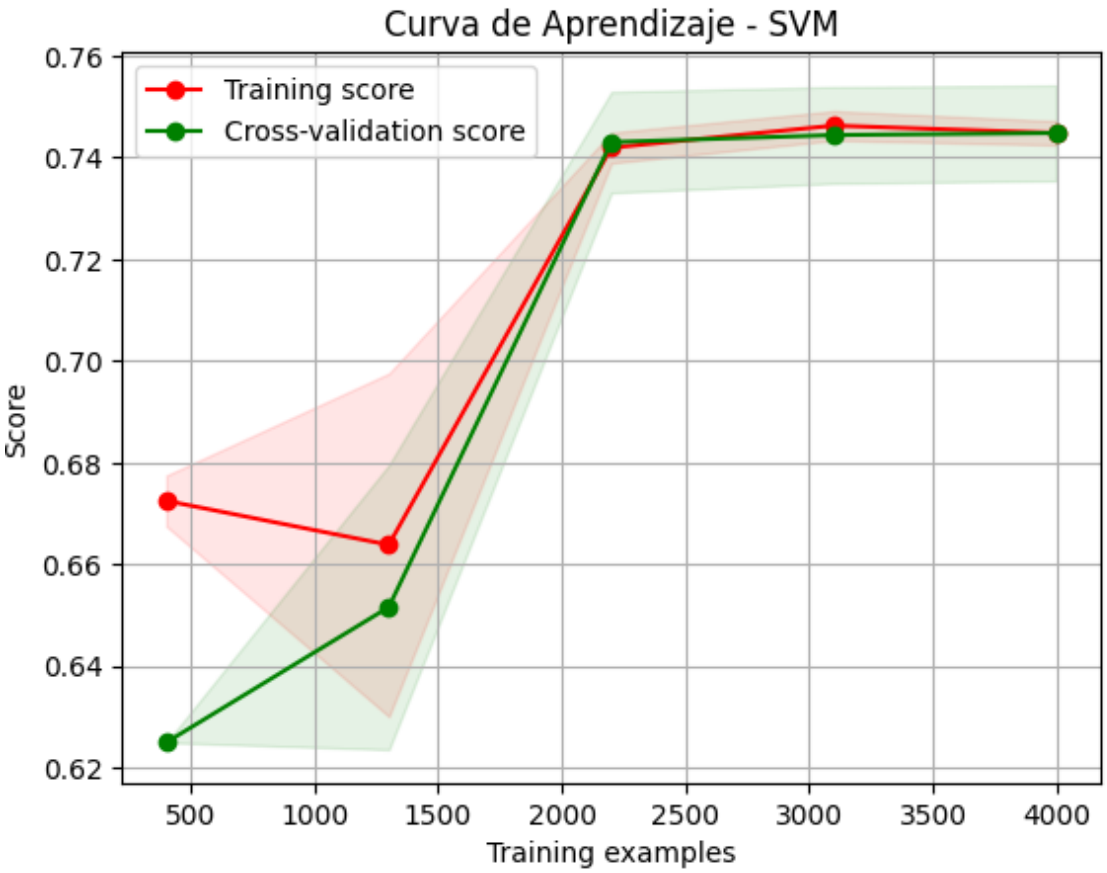
Combinación 2: LDA + RandomForest:
Para la combinación de LDA y RandomForest, se ajustaron los parámetros correspondientes, centrándose en el número de componentes para LDA y el número de estimadores y profundidad máxima para RandomForest. Los mejores hiperparámetros obtenidos fueron {'rf__n_estimators': 50, 'rf__max_depth': None, 'lda__n_components': None}.

Estos resultados proporcionan una base sólida para la configuración óptima de los algoritmos, maximizando su rendimiento predictivo en el contexto de nuestro conjunto de datos.

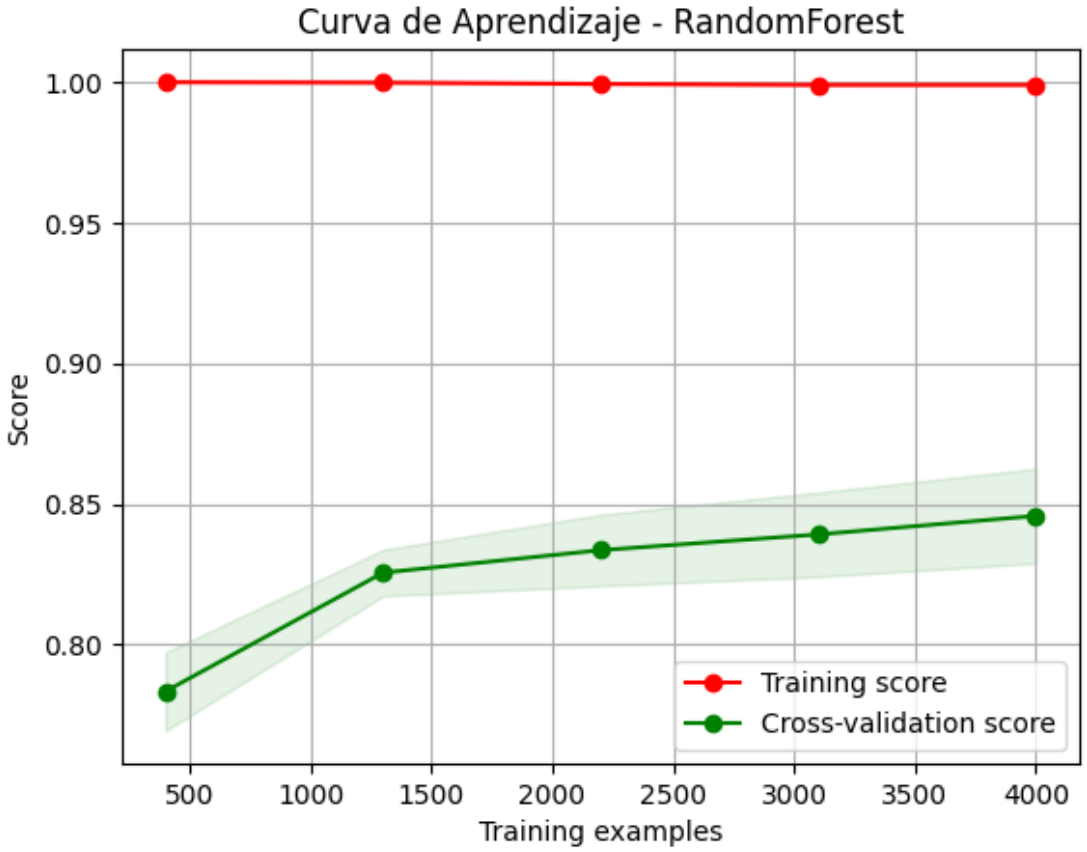
VI. CURVAS DE APRENDIZAJE

Las curvas de aprendizaje son herramientas fundamentales para evaluar el rendimiento y la capacidad de generalización de nuestros modelos. A continuación, se presentan las curvas de aprendizaje para cada uno de los escenarios explorados en este proyecto.

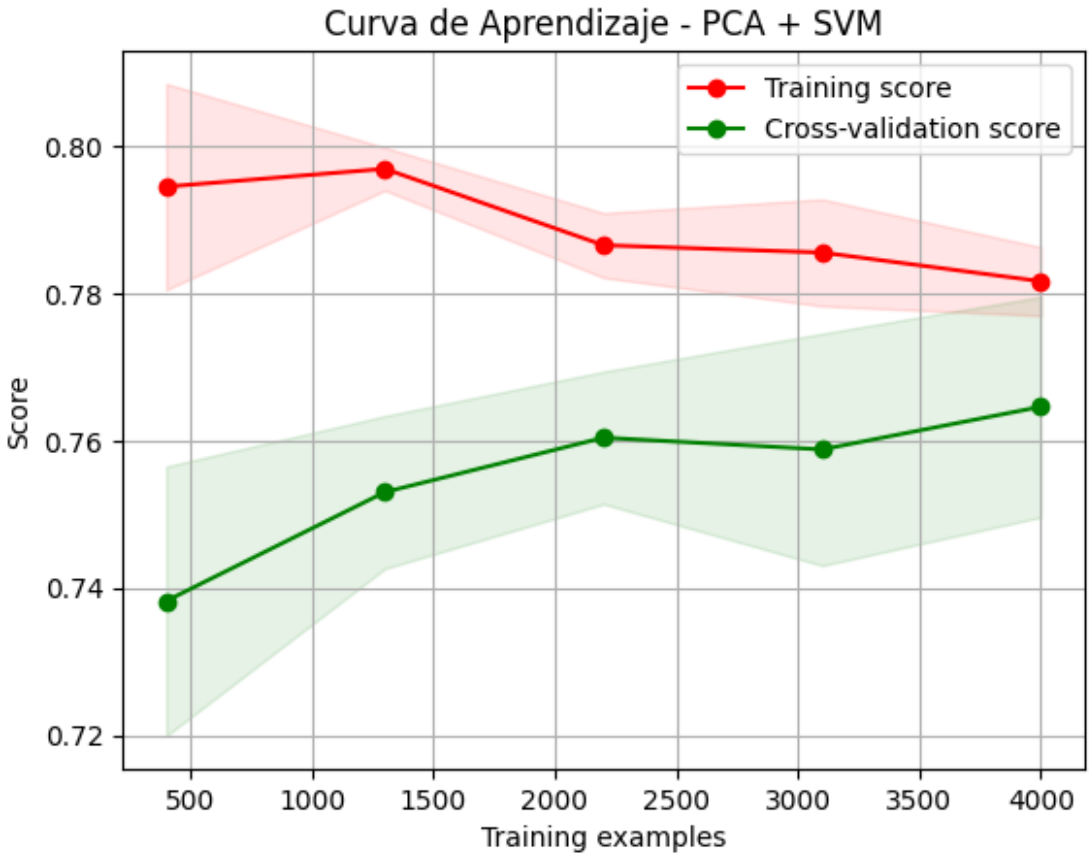
SVM:
La curva de aprendizaje para el modelo SVM revela un comportamiento interesante. A medida que se incrementa el tamaño del conjunto de entrenamiento, se observa un descenso en el puntaje de entrenamiento, indicando que el modelo es capaz de adaptarse a un conjunto de datos más grande. Sin embargo, la puntuación de validación tiende a estabilizarse, sugiriendo que el modelo podría no beneficiarse significativamente de conjuntos de datos más grandes. Este patrón podría indicar que el modelo SVM ha alcanzado su límite de capacidad predictiva con el conjunto actual de características.



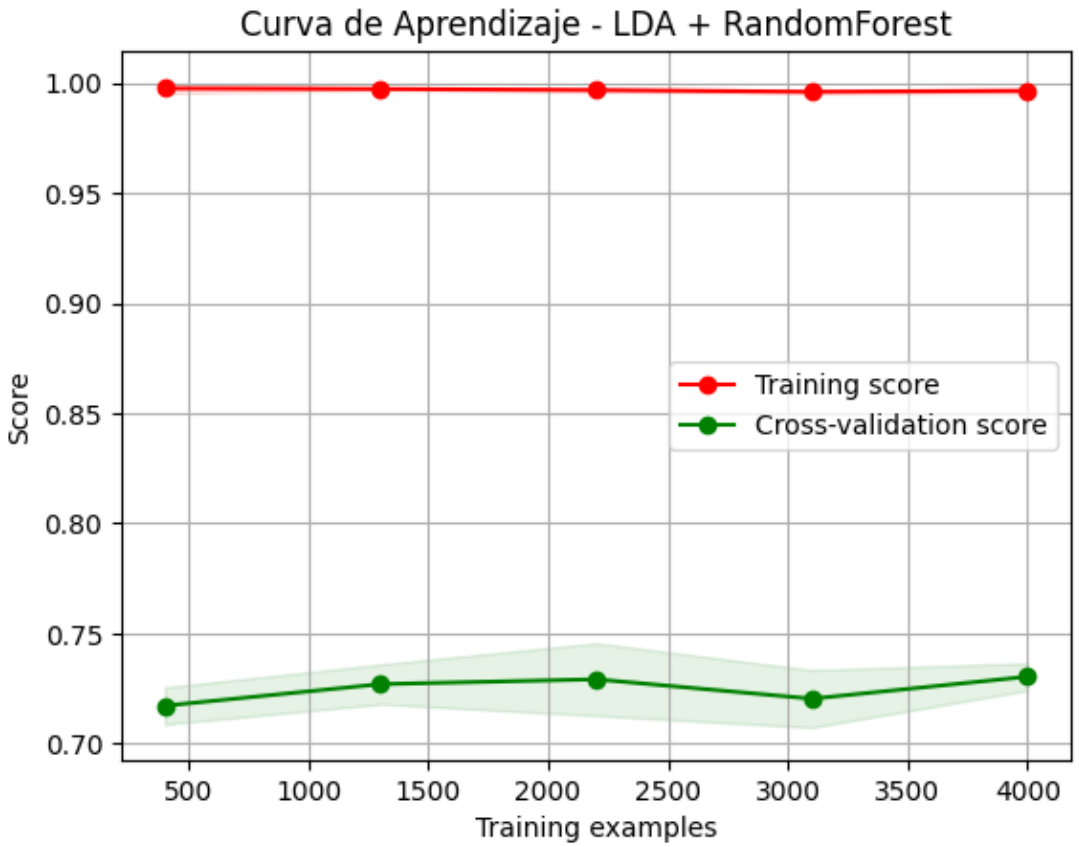
Random Forest:
La curva de aprendizaje para el modelo Random Forest muestra un rendimiento robusto. A medida que se incrementa el tamaño del conjunto de entrenamiento, tanto la puntuación de entrenamiento como la de validación convergen hacia un alto rendimiento. Este comportamiento indica que el modelo Random Forest tiene la capacidad de aprovechar conjuntos de datos más grandes, mejorando su capacidad predictiva.



PCA + SVM:
La combinación de PCA y SVM presenta una curva de aprendizaje que demuestra una mejora constante en la puntuación de validación a medida que aumenta el tamaño del conjunto de entrenamiento. Este comportamiento sugiere que la reducción de dimensionalidad proporcionada por PCA ha contribuido positivamente al rendimiento del modelo SVM. Además, la convergencia de las curvas de entrenamiento y validación indica que el modelo es capaz de generalizar bien a nuevos datos.



LDA + RandomForest:
La curva de aprendizaje para la combinación de LDA y RandomForest muestra un rendimiento estable a medida que se incrementa el tamaño del conjunto de entrenamiento. Esto sugiere que la capacidad de generalización del modelo se mantiene consistente, incluso con conjuntos de datos más grandes. La inclusión de LDA como paso inicial parece haber contribuido a un rendimiento sólido y estable de RandomForest.



En conjunto, las curvas de aprendizaje ofrecen una visión integral del rendimiento de los modelos, brindando información valiosa sobre su capacidad para aprender de los datos y generalizar a nuevas instancias.

VII. CONCLUSIÓN

Preprocesamiento y Limpieza de Datos:
Se realizó un preprocesamiento exhaustivo de los datos, abordando valores nulos y eliminando columnas irrelevantes para el entrenamiento. La imputación de valores nulos en las características "children" y "agent" se llevó a cabo de manera efectiva.

Pipeline de Entrenamiento:
Se estableció un pipeline de entrenamiento que incluye transformadores como el imputador, el codificador ordinal para meses y el codificador one-hot para variables categóricas. Este enfoque garantiza la coherencia y la aplicabilidad de los modelos a conjuntos de datos futuros.

Búsqueda de Hiperparámetros:
Se realizaron búsquedas de hiperparámetros para dos algoritmos predictivos: SVM y RandomForest. Los mejores hiperparámetros encontrados para SVM

fueron 'C': 0.1 y 'gamma': 0.1, y para RandomForest fueron 'n_estimators': 50 y 'max_depth': None.

Combinaciones de Algoritmos:
Se exploraron dos combinaciones de algoritmos no supervisados y predictivos: PCA + SVM y LDA + RandomForest. Los mejores hiperparámetros encontrados para PCA + SVM fueron 'svm__gamma': 1, 'svm__C': 1, 'pca__n_components': 10, y para LDA + RandomForest fueron 'rf__n_estimators': 50, 'rf__max_depth': None, 'lda__n_components': None.

Curvas de Aprendizaje:
Las curvas de aprendizaje revelan que, en general, los modelos tienen un rendimiento robusto con conjuntos de entrenamiento más grandes. Sin embargo, el modelo SVM muestra ciertos límites en términos de mejora con un conjunto de datos más grande, mientras que RandomForest y las combinaciones con técnicas de reducción de dimensionalidad exhiben un rendimiento más consistente.

Consideraciones para el Despliegue:
Aunque los modelos demuestran una buena capacidad predictiva, es esencial considerar la implementación en un entorno de producción. Aspectos como la escalabilidad y la interpretabilidad deben evaluarse cuidadosamente antes de desplegar estos modelos en situaciones del mundo real.

En resumen, el proyecto ha abordado de manera efectiva el proceso de desarrollo de modelos predictivos, desde la preparación del dataset hasta la optimización de hiperparámetros y la evaluación del rendimiento, proporcionando información valiosa para la toma de decisiones futuras.