FACULTAD DE INGENIERIA
Universidad de Buenos Aires

Trabajo Práctico 1 — Reservas de Hotel

Organizacion de Datos
Curso Rodriguez
Primer cuatrimestre de 2023

Alumno	Padrón	gitHub
Camila Gonzalez	105661	c-gonzalez-a
Eduardo Martín Bocanegra	106028	martinboca
Mateo Cabrera	108118	m-cabrerar

1. Introducción

En este trabajo práctico se buscó analizar y tratar un problema real de ciencia de datos, trabajando y aplicando, en cada una de las etapas del proceso, los contenidos vistos en la materia. Utilizamos un conjunto de datos de reservas de hotel provisto por la cátedra. El objetivo principal del trabajo fue aplicar técnicas de análisis exploratorio, preprocesamiento de datos y entrenar modelos de clasificación para predecir si una reserva va a ser cancelada.

2. Resumen

Esta primera entrega se enfocó en el análisis de nuestro set de datos inicial. Para la exploración de los datos, extrajimos información como la cantidad de columnas, datos faltantes o filas que podrían haber estado mal cargadas e hicimos graficos para mejor visualización de la información obtenida.

3. Variables

En el dataset con el que trabajamos se tienen en cuenta 33 variables, una de ellas nuestra variable target. Podemos segregar estas variable en 2 principales categorías, variables categóricas y variables numéricas. Encontramos así 16 variables de cada grupo:

- **Variables categóricas:** Hotel, Mes de llegada, Comida, País, Segmento del mercado, Canal de distribución, Cliente fijo, Tipo de habitación, Forma de pago, Tipo de cliente, agente, compañía, estatus de reserva(variable objetivo).
- **Variables Numéricas:** Tiempo de anticipo, Año de llegada, Día de llegada, Semana de llegada, Número de noches de estadía durante semana, Número de noches de estadía durante fin de semana, Número de adultos, bebés y niños en la reserva, cancelaciones previas, reservas previas no canceladas, número de cambios en la reserva, días en lista de espera, etc.

4. Correlación entre variables

Para estudiar la correlación entre variables, utilizamos el coeficiente de Pearson, calculado para todas las variables numéricas. Esto lo graficamos en un Heatmap para poder visualizar los resultados.

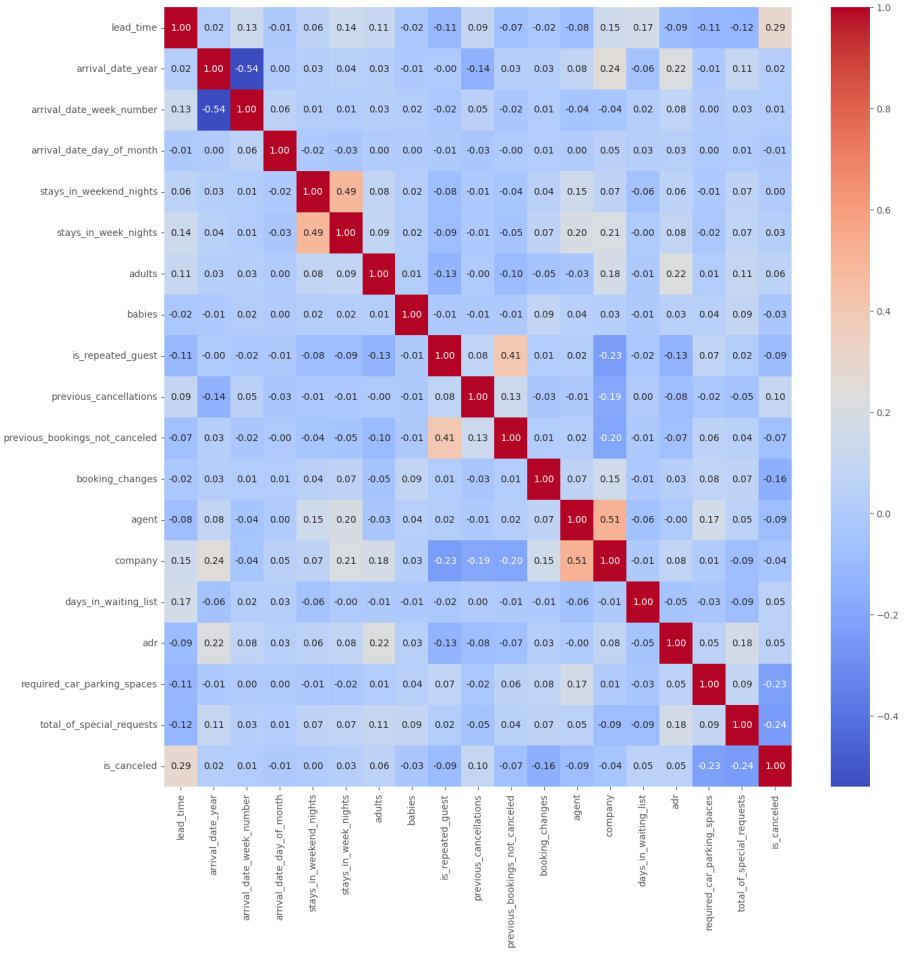
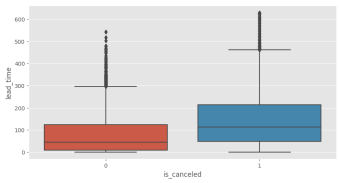
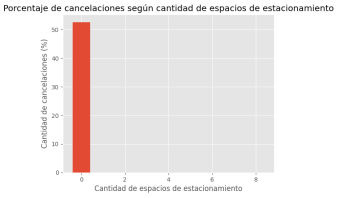
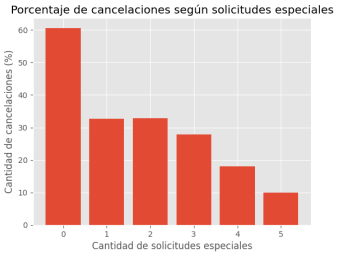


Figura 1: Gráfico de Correlaciones

Acá además podemos observar la relación entre las variables y nuestra variable objetivo. Vemos que las más correlacionadas son tiempo de anticipación de la reserva, cantidad de pedidos especiales y cantidad de espacios requeridos en el estacionamiento. Para estudiar estas variables un poco más en profundidad, graficamos como se relacionan con el target.







5. Datos Faltantes

Hicimos gráficos para analizar la cantidad de datos faltantes en cada columna. La mayor cantidad de datos faltantes se encontró en las columnas 'company', con 95 % de datos faltantes, y 'agent' con 13 % de datos faltantes.

Nos dimos cuenta que esto no era información que faltaba, sino que significaba que la reserva no se había hecho por medio de un .ªgent". Lo mismo para la columna 'company', la falta de datos, significa que la reserva no está asociada a ninguna compañia. Ambas entrarian en la clasificacion MNAR.

Las columnas de 'country' y 'children' tienen un 0.01 % y 0.36 % de datos faltantes respectivamente. Las clasificamos como MCAR y decidimos borrar las filas sin estos datos, ya que eran muy pocas y no aportarían mucha información.

6. Columnas innecesarias

Consideramos que puede haber ciertas columnas que no aporten información relevante a la predicción del status de la reserva. Ya sea porque estés muy sesgadas, o por falta de valores. Encontramos dos columnas que consideramos innecesarias y eliminamos. La columna 'country' estaba muy sesgada, más del 30 % de las reservas fueron hechas en Portugal, mientras que el resto de los países contaban un porcentaje mínimo de reservas, muchísimos de ellos con tan solo una reserva. La columna 'company' tenía gran cantidad de nulos. Casi el 95 % de filas tenían un nulo en esta columna. Lo podemos ver como que no se hizo la reserva con ninguna compañía, pero el dato sigue estando demasiado sesgado para utilizarlo, por lo que decidimos eliminarlo.

7. Valores Atípicos

Para terminar de limpiar el dataset, buscamos valores atípicos, filas que podrían estar mal cargadas o tener información muy alejada de lo esperado, pudiendo perjudicar el entrenamiento del modelo. Tomamos las siguientes decisiones con algunos encontrados:

- Variable 'adults': Encontramos que habia filas con cantidad de adultos 0. Lo que no nos parecio coherente y tomamos la decision de eliminarlas a todas.
- Variable 'babies': Encontramos una fila con 8 bebes que decidimos eliminar.
- Variable 'required car parking spaces': Encontramos una fila con 8 espacios reservados, y analizando la cantidad de adultos de la reservas(que eran 2) decidimos eliminarla.
- Variable 'lead time': Al analizar los datos, encontramos una cantidad significativa de valores atípicos en la variable en cuestión. Decidimos no eliminarlos del dataset, sino dejarlos para estudio.