

Reservas de Hoteles

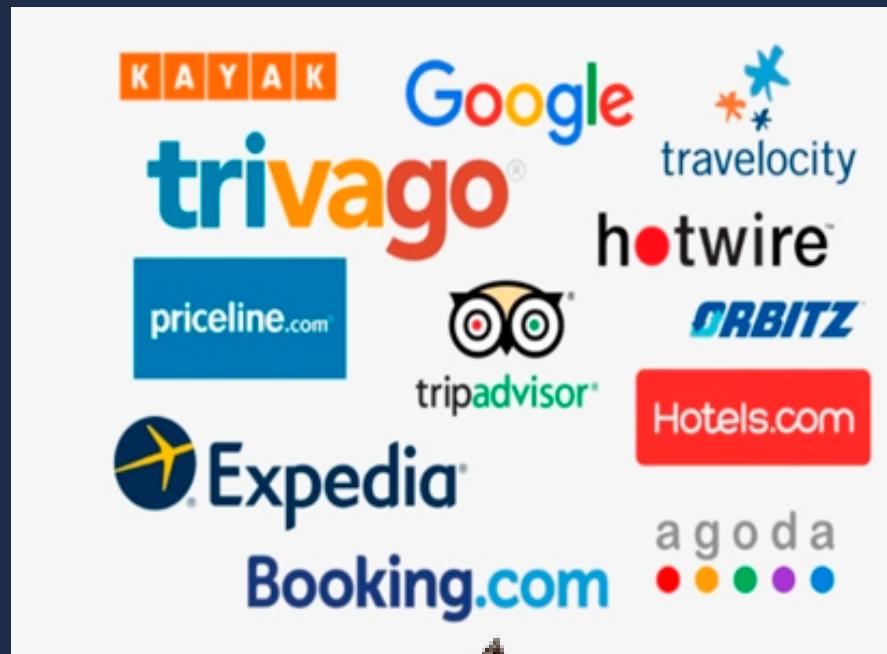


Autor:
Leandro Garcia Tosi

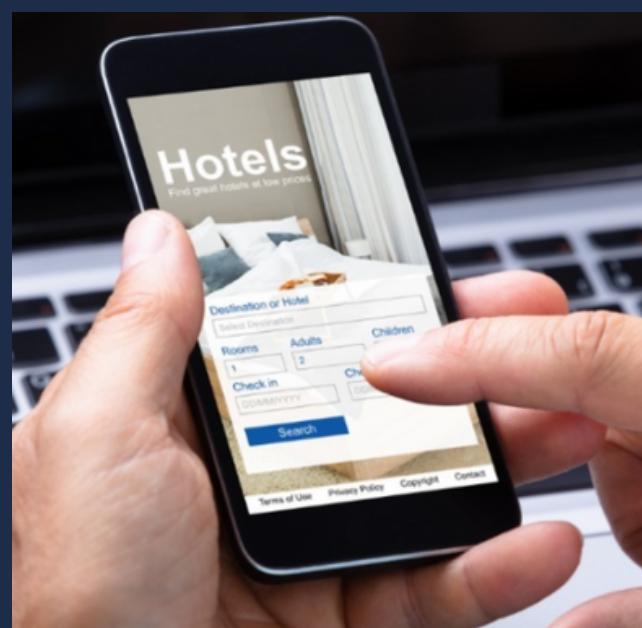
¡HOLA!

Introducción

En los últimos años, la industria hotelera ha experimentado una transformación significativa con la aparición de plataformas digitales especializadas en la reserva de alojamientos. Estas plataformas han revolucionado la forma en que los viajeros buscan y reservan hoteles, ofreciendo una mayor accesibilidad, variedad y comodidad.



Estas plataformas no solo brindaron a los hoteles una ventana al mundo, sino que también les permitieron captar la atención de viajeros de todos los rincones del planeta. A través de una interfaz sencilla y amigable, los hoteles pueden mostrar sus servicios, instalaciones y precios a una audiencia global ávida de explorar nuevos destinos. ¡Imaginen el poder de esto! Un pequeño hotel boutique en una remota ciudad ahora puede competir con los gigantes de la industria y atraer huéspedes de todo el mundo.



Pero eso no es todo. Estas plataformas han sido aliadas estratégicas para el crecimiento de las empresas hoteleras en términos de generación de demanda. ¿Cómo lo logran? A través de ofertas y promociones exclusivas que capturan la atención de los viajeros ávidos de encontrar el mejor trato. Descuentos por reserva anticipada, paquetes combinados con vuelos y opciones de última hora son solo algunos ejemplos de las estrategias utilizadas para incentivar a los viajeros a elegir un hotel en particular.

Introducción

Me gustaría explorar un tema que puede ser un desafío para la industria hotelera en medio de su floreciente crecimiento: el aumento del índice de cancelaciones de reservas. Si bien es emocionante ver cómo la demanda de hoteles ha alcanzado nuevas alturas, también es importante reconocer los desafíos que esta tendencia ha traído consigo.



En un mundo donde los viajes y el turismo han experimentado un auge sin precedentes, es comprensible que el número de reservas de hoteles haya aumentado significativamente. Sin embargo, este aumento de la demanda también ha venido acompañado de un incremento en las cancelaciones de reservas.

Las cancelaciones de reservas representan una pérdida directa de ingresos. La habitación que se había reservado queda vacía, y el hotel no puede recuperar ese ingreso perdido. Además, en muchos casos, los hoteles tienen políticas de cancelación que permiten a los huéspedes cancelar sin incurrir en costos significativos, lo que dificulta aún más la recuperación de ingresos perdidos.

Pero el impacto económico de las cancelaciones no se limita solo a la pérdida de ingresos directos. Las cancelaciones también tienen un efecto en cadena en la operación y la planificación de los hoteles. Cuando una reserva se cancela repentinamente, el personal asignado a esa habitación puede no tener tiempo suficiente para reasignar recursos y personal a otros huéspedes, lo que puede generar costos adicionales y una menor eficiencia operativa.



Introducción

Entender por qué se cancelan las reservas es clave para la toma de decisiones estratégicas y la satisfacción del cliente.

Cada cancelación de reserva es una oportunidad para aprender y mejorar. Detrás de cada cancelación hay una historia, una razón que motiva al viajero a cambiar sus planes. Al comprender estas razones, los hoteles pueden adaptarse y tomar medidas para minimizar las cancelaciones y maximizar la satisfacción del cliente.

"LA GENTE PIENSA QUE EL CONOCIMIENTO ES PODER, PERO EL CONOCIMIENTO NO ES PODER HASTA QUE SE APLICA".



Dale Carnegie-

Es muy importante no solo que logremos identificar cuales son las razones por las que se producen las cancelaciones, sino que podamos aprovechar para ser reactivos, y poder predecir este comportamiento así minimizarlo.

Planteamiento

Para poder definir nuestro objetivo es necesario plantearnos preguntas específicas de la situación a analizar, en este caso como hemos planteado desde un comienzo, con respecto a la cancelación en la industria hotelera.



Algunas preguntas generales que hemos podido detectar son:

- ¿Cuál es el impacto financiero de las cancelaciones de reservas en la industria hotelera?
- ¿Cuáles son las principales razones por las que los clientes cancelan sus reservas?
- ¿Cómo afectan las cancelaciones de reservas a la capacidad y la gestión de recursos?
- ¿Cuál es la tasa de cancelación promedio en la industria hotelera?
- ¿Cómo influyen las políticas de cancelación en la decisión de los clientes de reservar?
- ¿Qué medidas podemos tomar para reducir la cantidad de cancelaciones de reservas?
- ¿Cómo podemos mejorar la comunicación con los clientes para evitar cancelaciones innecesarias?
- ¿Qué estrategias pueden implementarse para maximizar la ocupación de habitaciones y minimizar las consecuencias de las cancelaciones?

¿Por qué
ocurre esto?



El objetivo de este trabajo es identificar los principales factores que influyen en las cancelaciones, implementando medidas concretas para reducir los costos innecesarios y mitigar el impacto económico negativo. Para lograr esto, se llevará a cabo un análisis exhaustivo de los datos recopilados, seguido de un procesamiento detallado de dicha información. Además, se emplearán modelos basados en aprendizaje automático con el fin de obtener resultados más precisos y confiables. El enfoque principal es optimizar la rentabilidad, minimizando las cancelaciones y maximizando las ganancias realizando acciones sobre aquellos clientes pasibles de cancelación.

Objetivo



El objetivo de este trabajo es identificar los principales factores que influyen en las cancelaciones, implementando medidas concretas para reducir los costos innecesarios y mitigar el impacto económico negativo. Para lograr esto, se llevará a cabo un análisis exhaustivo de los datos recopilados, seguido de un procesamiento detallado de dicha información. Además, se emplearán modelos basados en aprendizaje automático con el fin de obtener resultados más precisos y confiables. El enfoque principal es optimizar la rentabilidad, minimizando las cancelaciones y maximizando las ganancias realizando acciones sobre aquellos clientes pasibles de cancelación.

Para llevar a cabo nuestro objetivo determinado anteriormente, es necesario una sucesión de pasos, entre los que se encuentran la importación de herramientas necesarias para trabajar, la obtención de los datos necesarios, realizar un análisis exploratorio de los datos y hacer una limpieza de los mismos para poder comenzar a encarar nuestro proyecto. Una vez realizado esto ya podemos comenzar a analizar las variables

**Manos a la
obra!**



EDA: Análisis exploratorio de Datos

Datos

Se utilizo un Dataset proveniente de Kaggle que nos muestra datos detallados de registros hechos por clientes de las empresas hoteleras que han hecho reservas

- Contiene 119390 registros realizados y 32 columnas de datos las cuales estan descriptas en el glosario de la derecha
- Tenemos datos repetidos, cosa que por la cantidad de datos es normal. Se ha decidido conservar los datos
- Tenemos datos nulos en algunas variables, los cuales corregimos.

EDA: Análisis exploratorio de Datos

Glosario

1. hotel: Tipo de hotel (H1 = Resort Hotel or H2 = City Hotel)
2. is_canceled: Valor que indica si la reserva se ha cancelado (1) o no (0)
3. lead_time: Número de días transcurridos entre la fecha de entrada de la reserva en el PMS (sistema del hotel) y la fecha de llegada
4. arrival_date_year: Año de llegada
5. arrival_date_month: Mes de llegada
6. arrival_date_week_number: Numero de semana de llegada
7. arrival_date_day_of_month: Dia del Mes de llegada
8. stays_in_weekend_nights: Cantidad de noches de finde semana que reservan
9. stays_in_week_nights: Cantidad noches de semana que reservan
10. adults: Cantidad de adultos
11. children: Cantidad de niños
12. babies: Cantidad de bebes
13. meal: Tipo de comida reservada. Las categorías se presentan en paquetes de comidas de hospitalidad estándar:
* Undefined/SC – sin paquete de comidas
* BB – alojamiento y desayuno
* HB – media pensión (desayuno y otra comida, normalmente la cena)
* FB – pensión completa (desayuno, almuerzo y cena).
14. country: País de origen. Las categorías se representan en el formato ISO 3155-3:2013
15. market_segment: Designación del segmento de mercado. En las categorías, el término "TA" significa "Travel Agents" y "TO" significa "Tour Operators".
16. distribution_channel: Canal de distribución de reservas.
17. is_repeated_guest: Valor que indica si el nombre de la reserva era de un huésped repetido (1) o no (0)
18. previous_cancellations: Número de reservas anteriores canceladas por el cliente antes de la reserva actual
19. previous_bookings_not_canceled: Número de reservas anteriores no canceladas por el cliente antes de la reserva actual
20. reserved_room_type: Código del tipo de habitación reservada. El código se presenta en lugar de la designación por razones de anonimato.
21. assigned_room_type: Código del tipo de habitación asignado a la reserva. A veces, el tipo de habitación asignado difiere del tipo de habitación reservado por motivos de funcionamiento del hotel (por ejemplo, exceso de reservas) o a petición del cliente.
22. booking_changes: Número de cambios/enmiendas realizados en la reserva desde el momento en que se introdujo la reserva en el PMS hasta el momento de la facturación o cancelación.
23. deposit_type: Indicación de si el cliente hizo un depósito para garantizar la reserva. Esta variable puede asumir tres categorías:
* No Deposit: no se realizó ningún depósito
* Non Refund: se realizó un depósito por valor del coste total de la estadia
* Refundable: se realizó un depósito por valor inferior al coste total de la estadia.
24. agent: ID de la agencia de viajes que realizó la reserva
25. company: ID de la empresa/entidad que realizó la reserva o responsable del pago de la reserva. La ID se presenta en lugar de la designación por razones de anonimato.
26. days_in_waiting_list: Número de días que la reserva estuvo en lista de espera antes de ser confirmada al cliente
27. customer_type: Tipo de reserva, asumiendo una de las cuatro categorías:
* Contract: cuando la reserva tiene asociada una adjudicación u otro tipo de contrato
* Group: cuando la reserva está asociada a un grupo
* Transient: cuando la reserva no forma parte de un grupo o contrato, y no está asociada a otra reserva transitoria
* Transient-party: cuando la reserva es transitoria, pero está asociada al menos a otra reserva transitoria.
28. adr: Tarifa media diaria definida dividiendo la suma de todas las transacciones de alojamiento por el número total de noches de estancia.
29. required_car_parking_spaces: Número de plazas de aparcamiento que necesita el cliente
30. total_of_special_requests: Número de peticiones especiales realizadas por el cliente (por ejemplo, cama doble o piso alto)
31. reservation_status: Último estado de la reserva, asumiendo una de las tres categorías:
* Canceled : el cliente ha cancelado la reserva
* Check-Out: el cliente se ha registrado pero ya se ha marchado
* No-Show: el cliente no se ha registrado y ha informado al hotel del motivo.
32. reservation_status_date: Fecha en la que se estableció el último estado. Esta variable se puede utilizar junto con ReservationStatus para saber cuándo se canceló la reserva o cuándo abandonó el cliente el hotel.

is_canceled,
nuestra variable
objetivo



EDA: Análisis exploratorio de Datos

Datos únicos por columna

hotel	2
is_canceled	2
lead_time	479
arrival_date_year	3
arrival_date_month	12
arrival_date_week_number	53
arrival_date_day_of_month	31
stays_in_weekend_nights	17
stays_in_week_nights	35
adults	14
children	5
babies	5
meal	5
country	177
market_segment	8
distribution_channel	5
is_repeated_guest	2
previous_cancellations	15

Datos únicos por columna

previous_bookings_not_canceled	73
reserved_room_type	10
assigned_room_type	12
booking_changes	21
deposit_type	3
agent	333
company	352
days_in_waiting_list	128
customer_type	4
adr	8879
required_car_parking_spaces	5
total_of_special_requests	6
reservation_status	3
reservation_status_date	926

EDA: Análisis exploratorio de Datos



Valores Nulos

	Cantidad de Valores nulos	% de valores nulos
children	4	0.003350
country	488	0.408744
agent	16340	13.686238
company	112593	94.306893

Datos Duplicados

Tenemos 32020 filas duplicadas,

Luego de probar varias alternativas sobre que hacer con estos valores, termine decidiendo lo siguiente:

Con respecto a los valores nulos, mantener **agent** y **company** con la cantidad de nulos que tenían era un despropósito ya que la información que me proveían estas columnas me iba a distorsionar el modelo.

Con respecto a **country** y **children** reemplace los valores nulos con 0

Con respecto a los valores duplicados, le di muchas vueltas ya que no quería perder la información que estos le daban a mi modelo, pero temía que pudieran distorsionar la información. Probé borrando, probé reemplazando con la media los valores de **adr** y **lead_time**, con la mediana, con la moda. Pero todos ellos no me daban un resultado el cual me dejara conforme. Decidí conservar los datos tal cual están ya que con la cantidad de muestras es probable que datos se repitan

Además analice como valor imposible que haya **babies**, si no hay **adults** eliminando la información que tenia este tipo de datos (solo 3 registros). Tambien me parecio buena idea, no trabajar con adultos niños, sino con huéspedes en lugar de estos. E indicar si tienen o no bebés, no importa la cantidad.

La informacion de **stays_in_weekend_nights** y **stays_in_week_nights** me parecio que la podia directamente expresar como **total_nights**

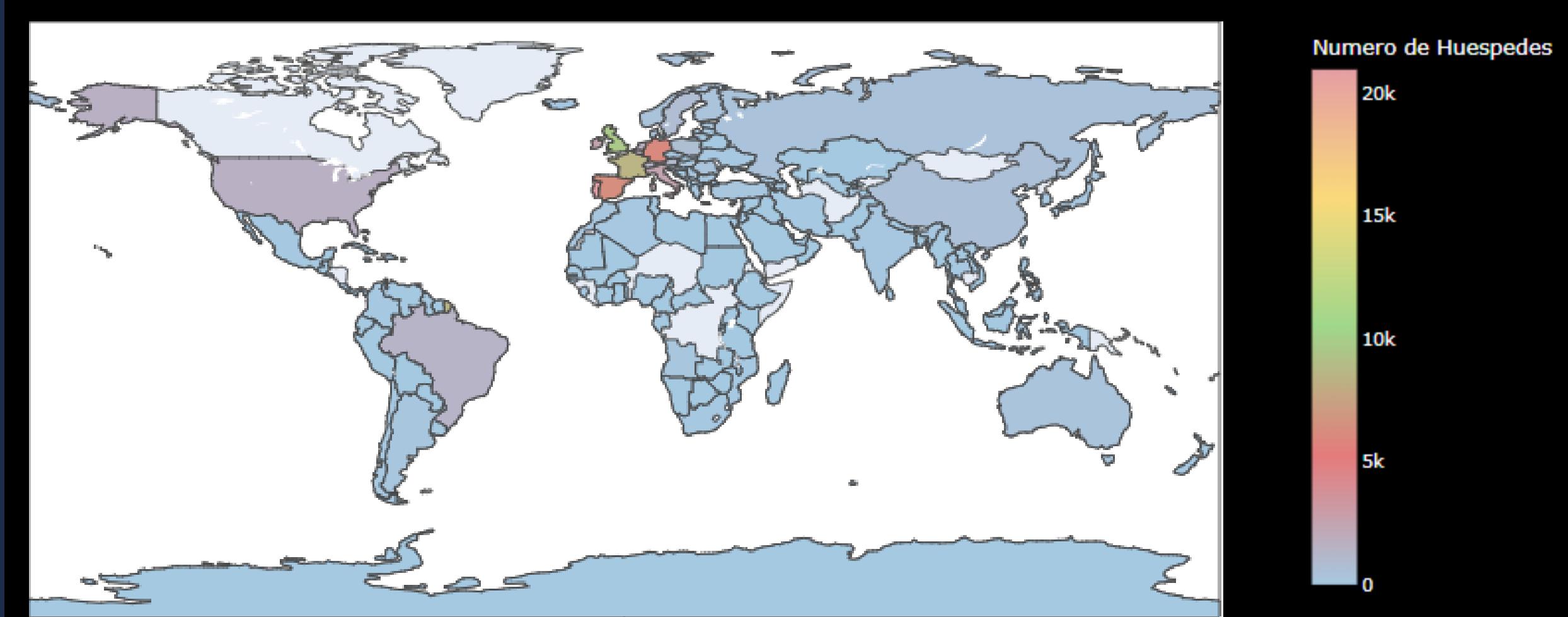
EDA: Análisis exploratorio de Datos

¿De dónde viene la mayoría de los Huéspedes?

En estos dos hoteles se aloja gente de todo el mundo. La mayoría de los huéspedes proceden de Portugal y otros países de Europa.

Pais	Numero de Huespedes
0 PRT	20976
1 GBR	9668
2 FRA	8468
3 ESP	6383
4 DEU	6067
5 IRL	2542
6 ITA	2427
7 BEL	1868
8 NLD	1716
9 USA	1592

Respondamos un par de preguntas antes de continuar

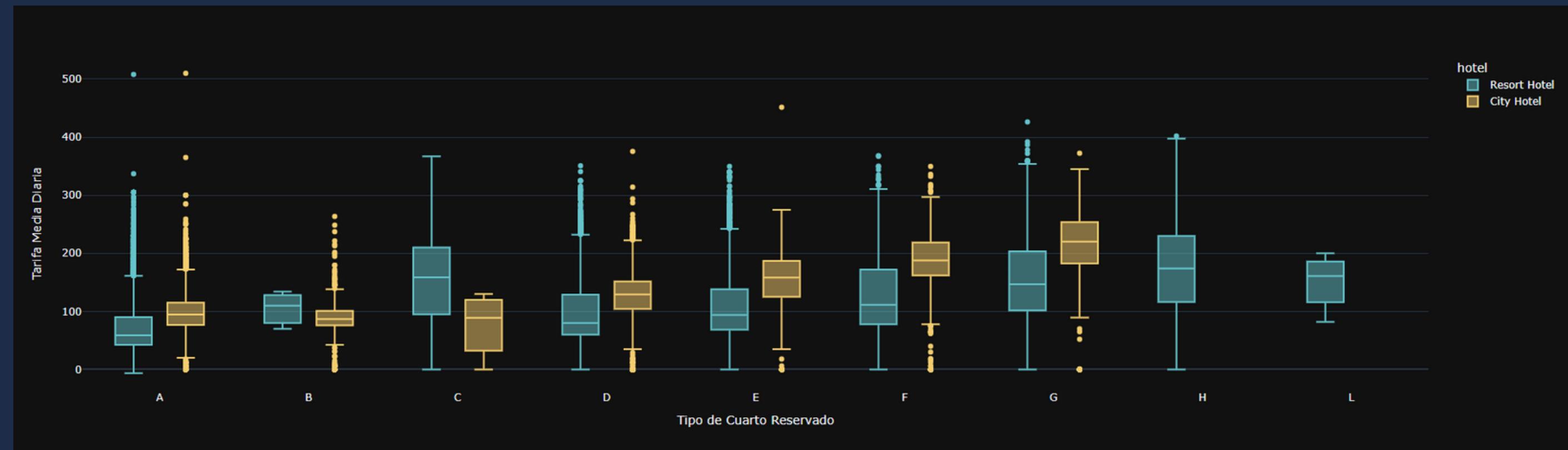


EDA: Análisis exploratorio de Datos

¿Cuánto pagan los huéspedes por habitación por noche?

Ambos hoteles tienen diferentes tipos de habitaciones y diferentes regímenes de comidas. Los factores estacionales también son importantes, por lo que los precios varían mucho.

Siguiente pregunta

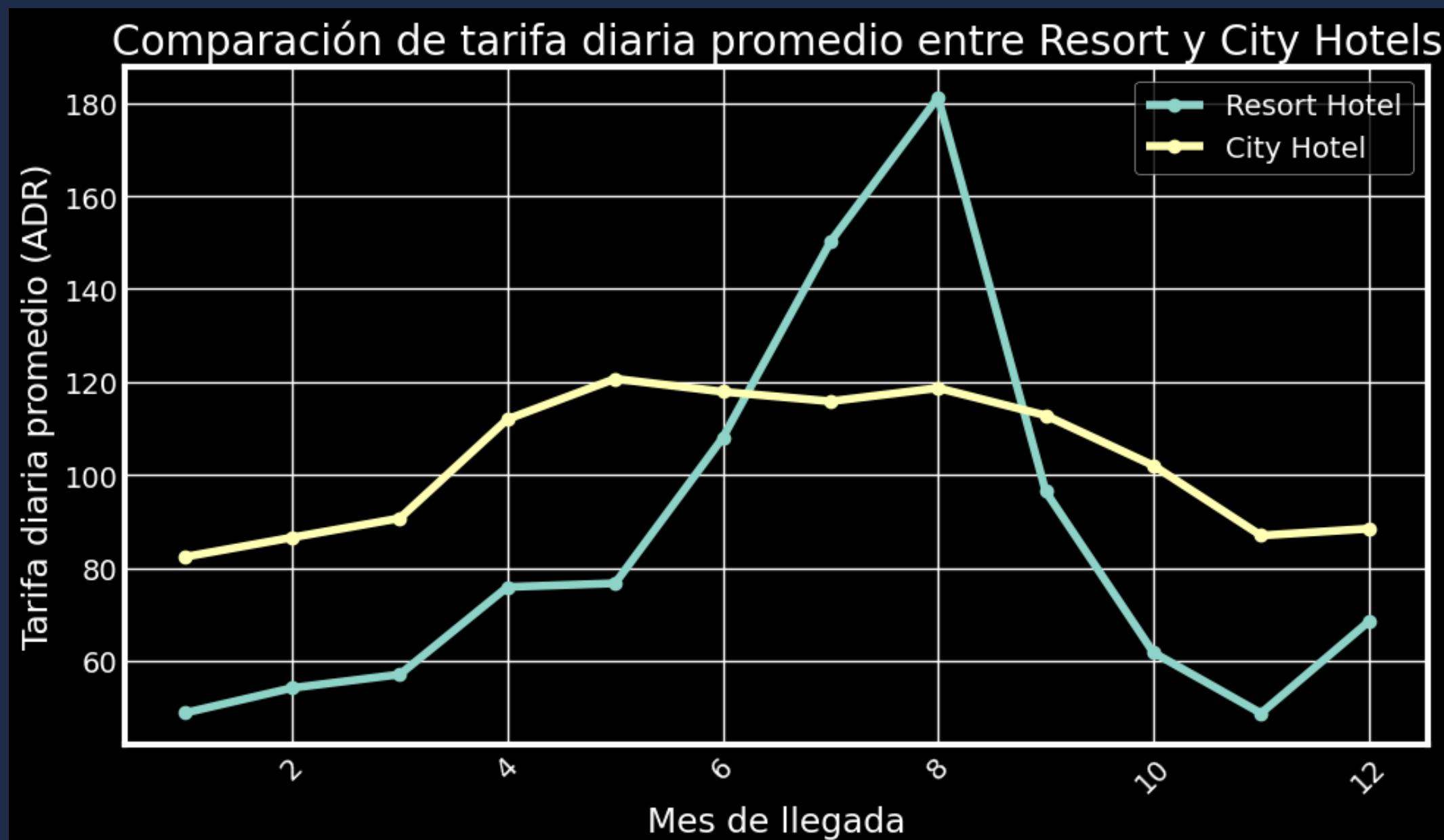


Aquí podemos observar, para tener en cuenta mas adelante que se observan ciertos outliers en **adr** que tenemos que solucionar. Además podemos observar que la relación entre las habitaciones de un hotel para con el otro no se relacionan. Ejemplo en el **city hotel** la habitación C es de las más baratas, cuando en el **resort** es de las más caras.

EDA: Análisis exploratorio de Datos

¿Cómo varía el precio por noche a lo largo del año?

Claramente en la temporada de calor aumentan los precios con su cuspide en los meses de verano, y esto se evidencia mas en los resorts cuyos precios aumentan exactamente en verano.



NEXT !!!

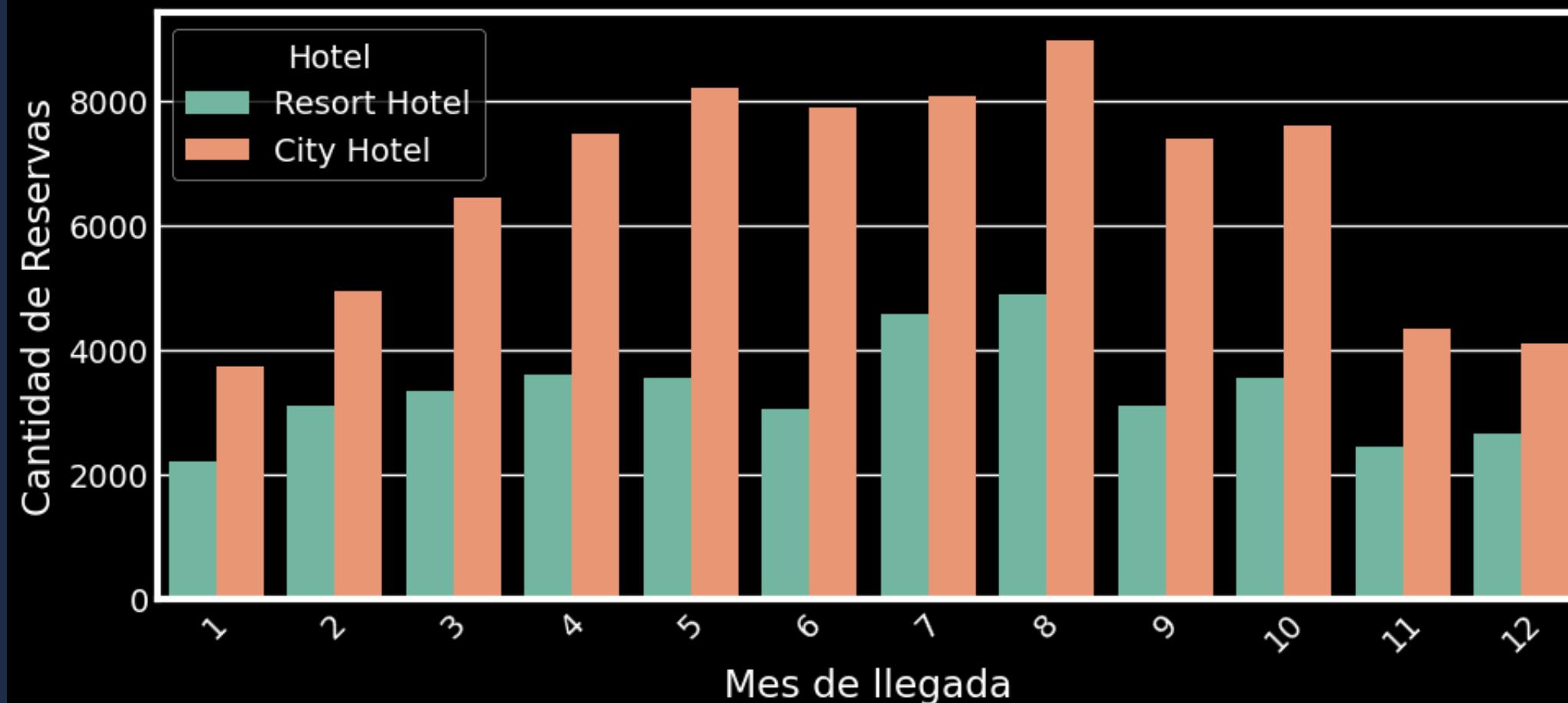


EDA: Análisis exploratorio de Datos

¿Cuáles son los meses de mayor actividad?

City Hotel tiene más huéspedes durante la primavera y el otoño, cuando los precios también son más altos. En julio y agosto hay menos visitantes, aunque los precios son más bajos. El número de huéspedes del hotel Resort desciende ligeramente de junio a septiembre, que es también cuando los precios son más altos. Ambos hoteles tienen el menor número de huéspedes durante el invierno.

Análisis de variables: Reservas



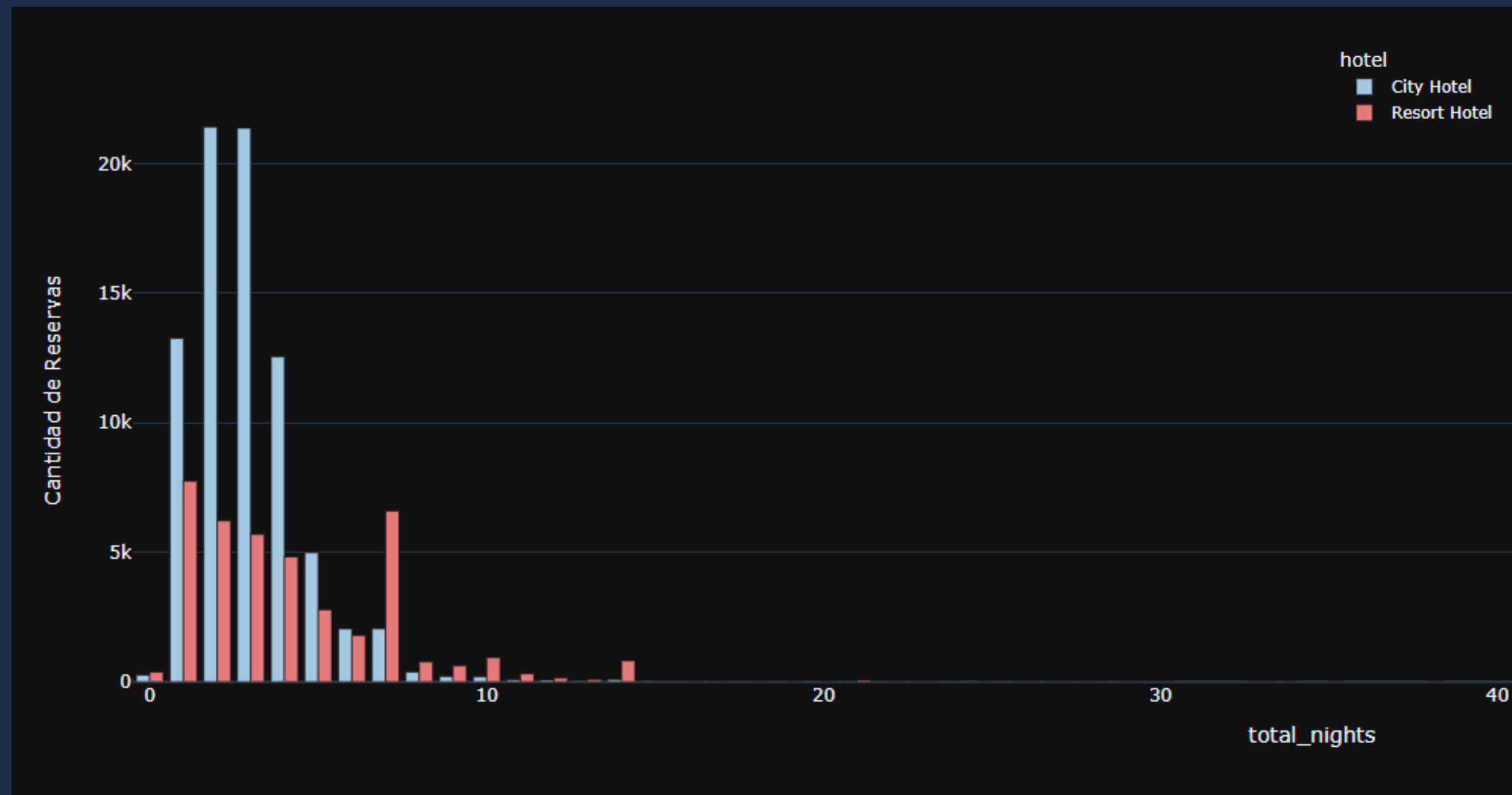
Cuarta
pregunta!!!



EDA: Análisis exploratorio de Datos

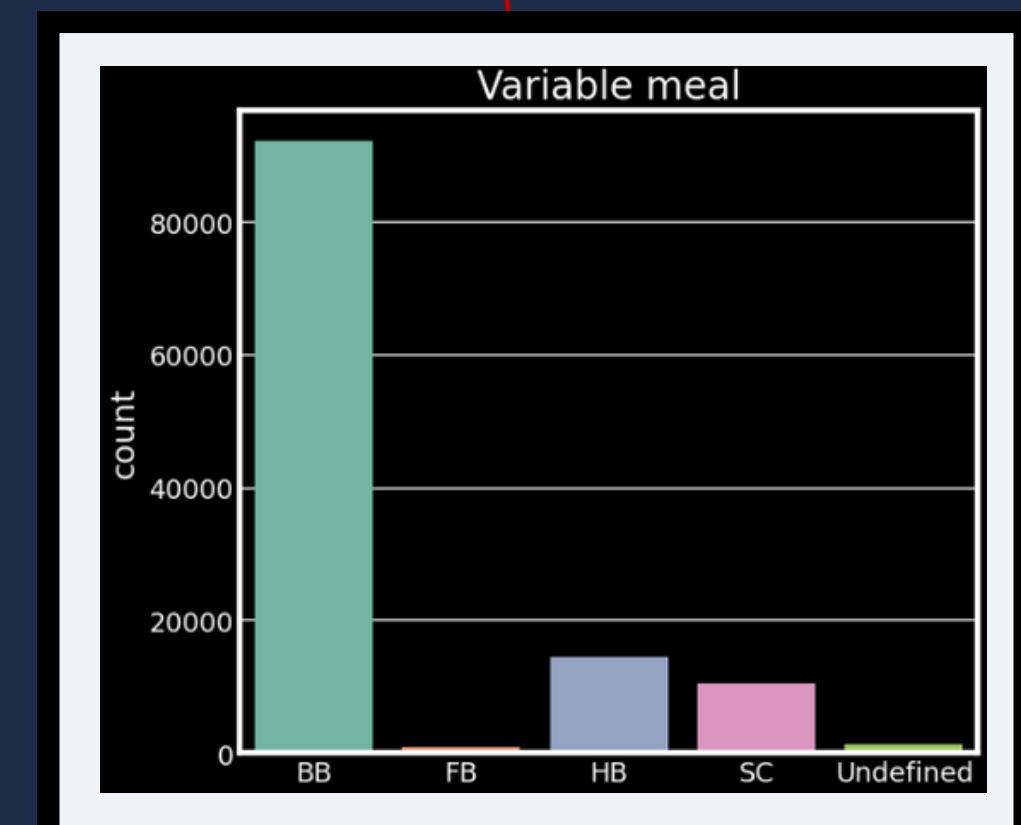
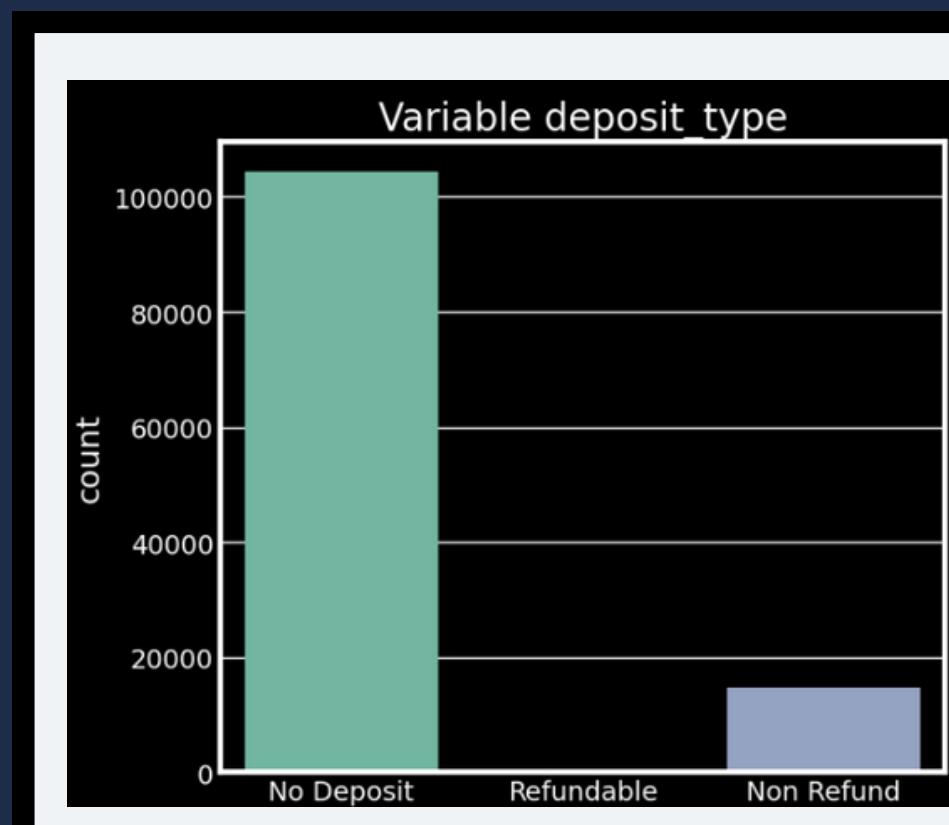
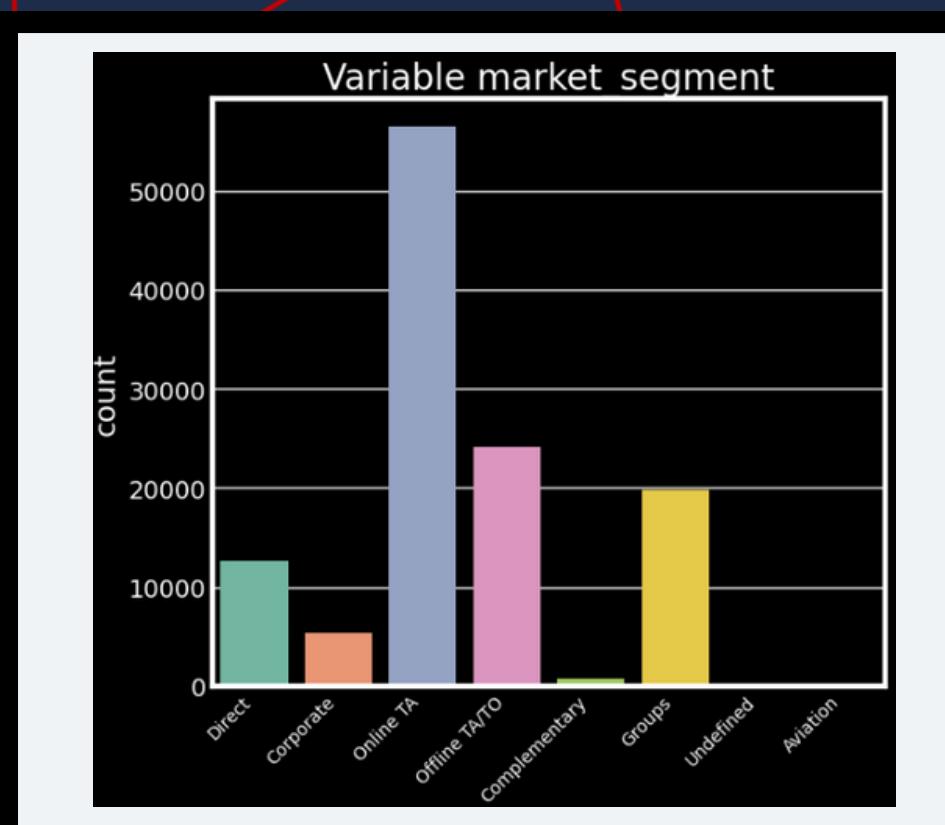
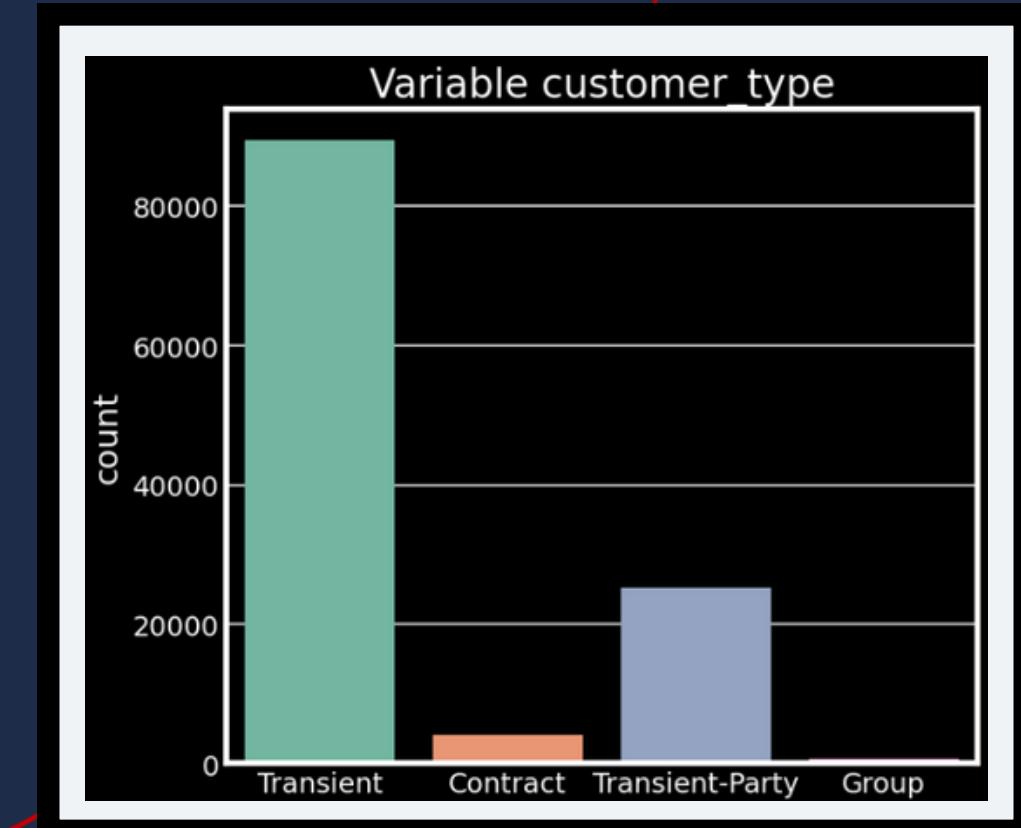
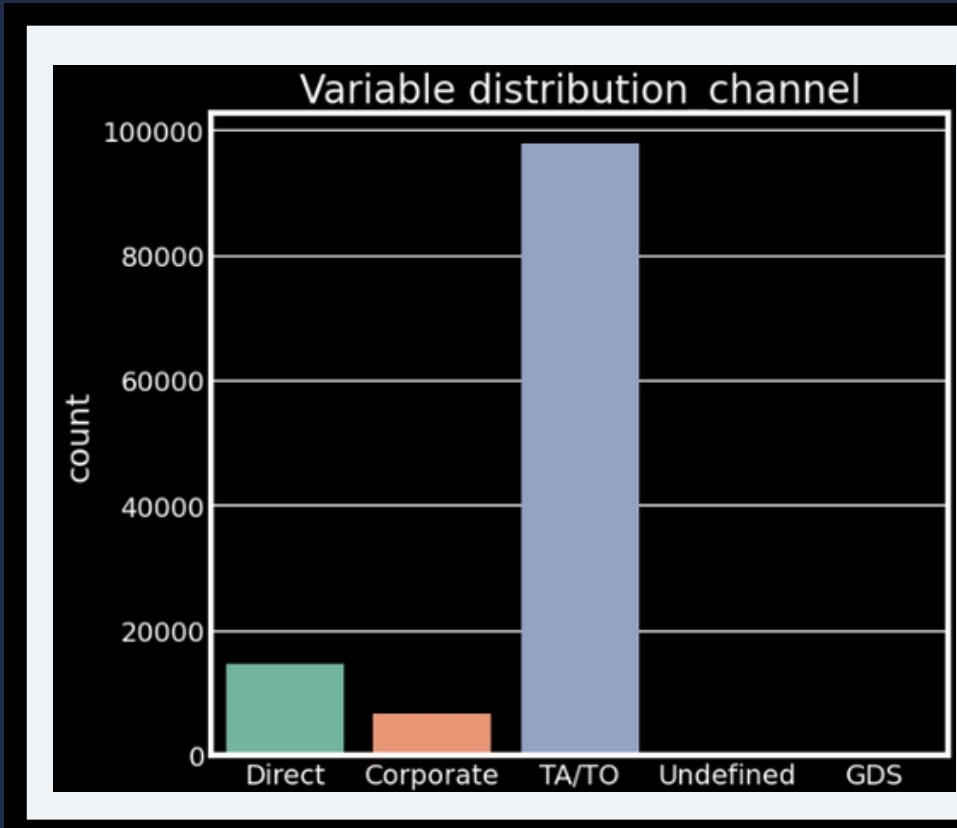
¿Cuánto tiempo permanece la gente en los hoteles?

Lo que podemos observar es que la mayoría de reservas no superan las 7 noches

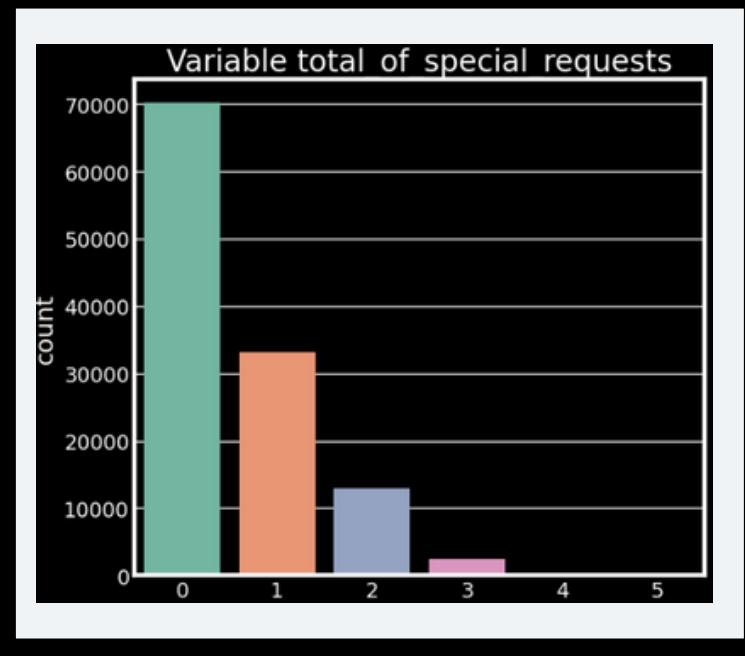
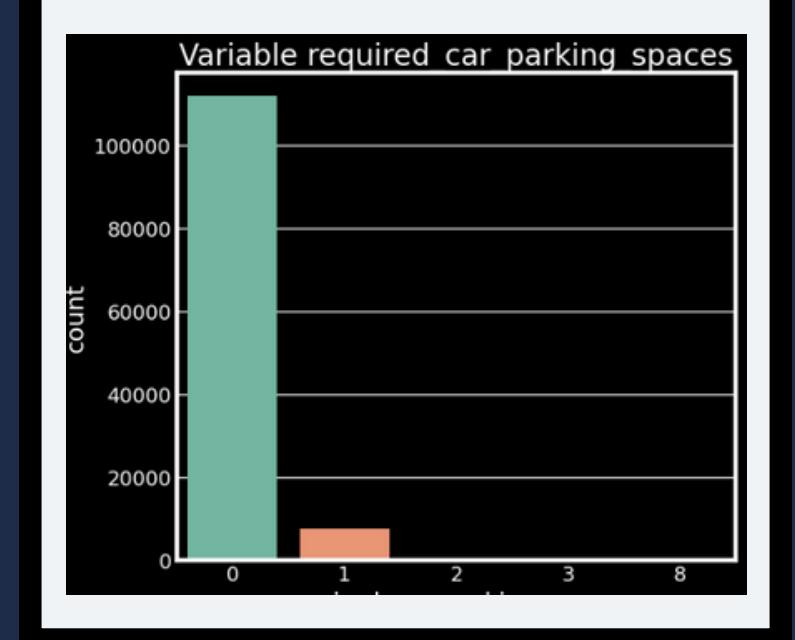
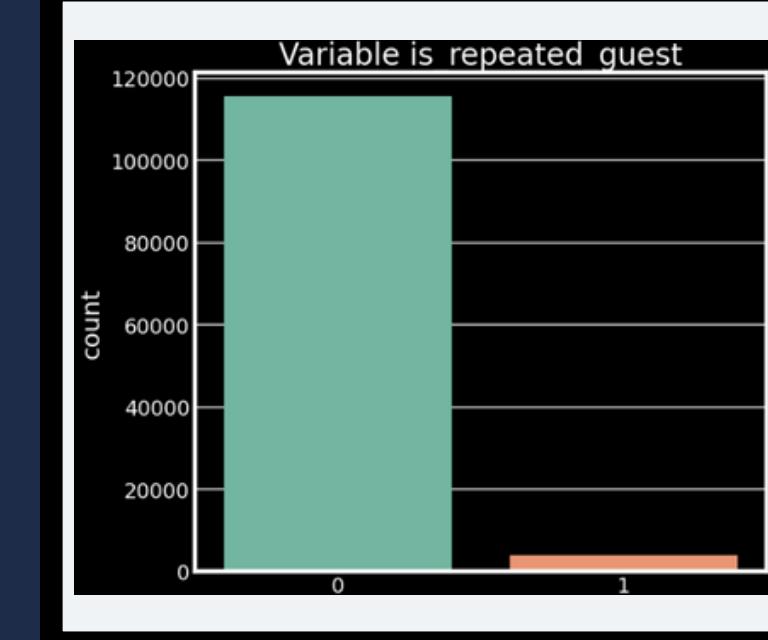
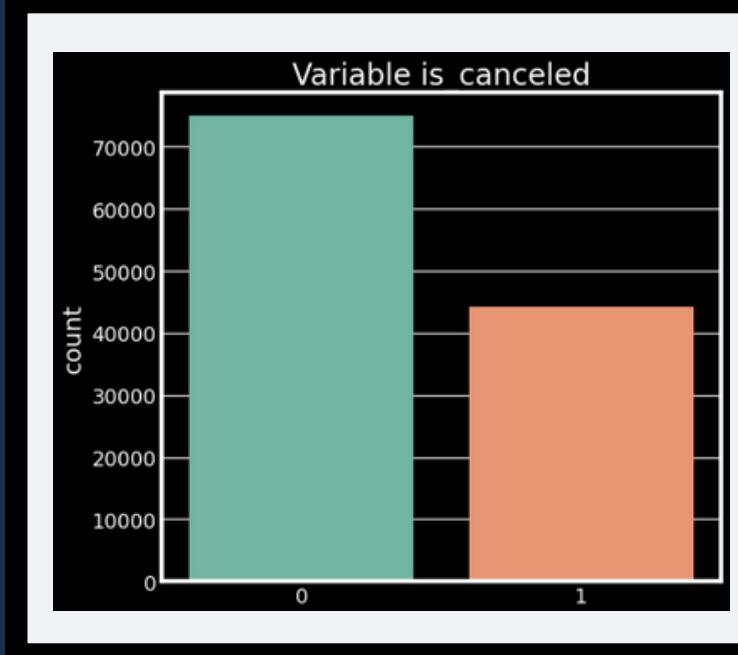
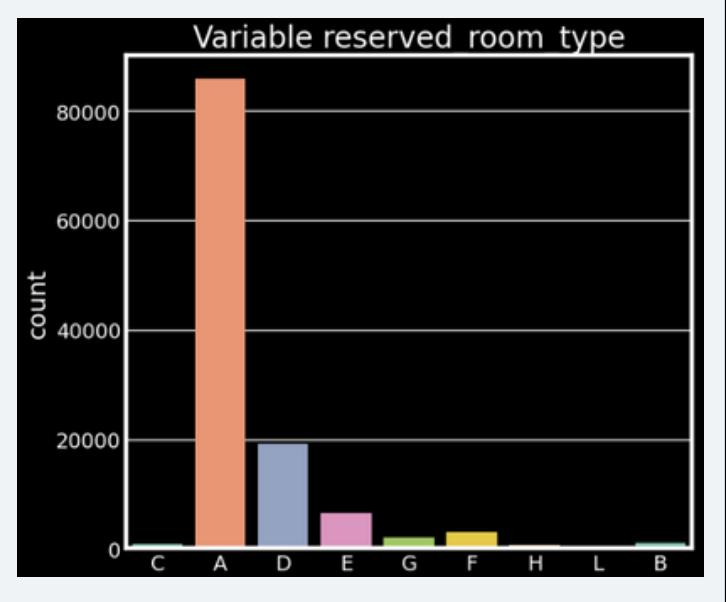


Última
pregunta !!

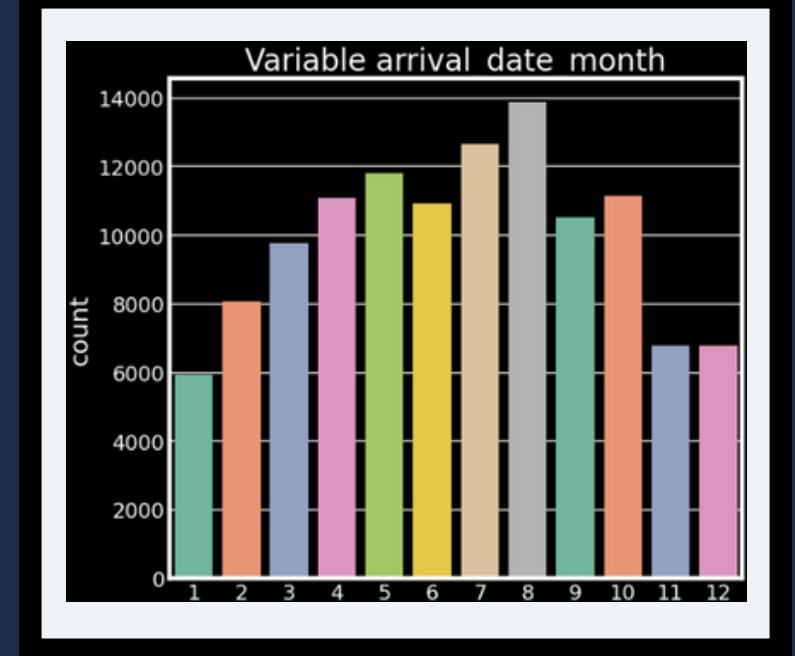
Analisis de las Variables



Analisis de las Variables

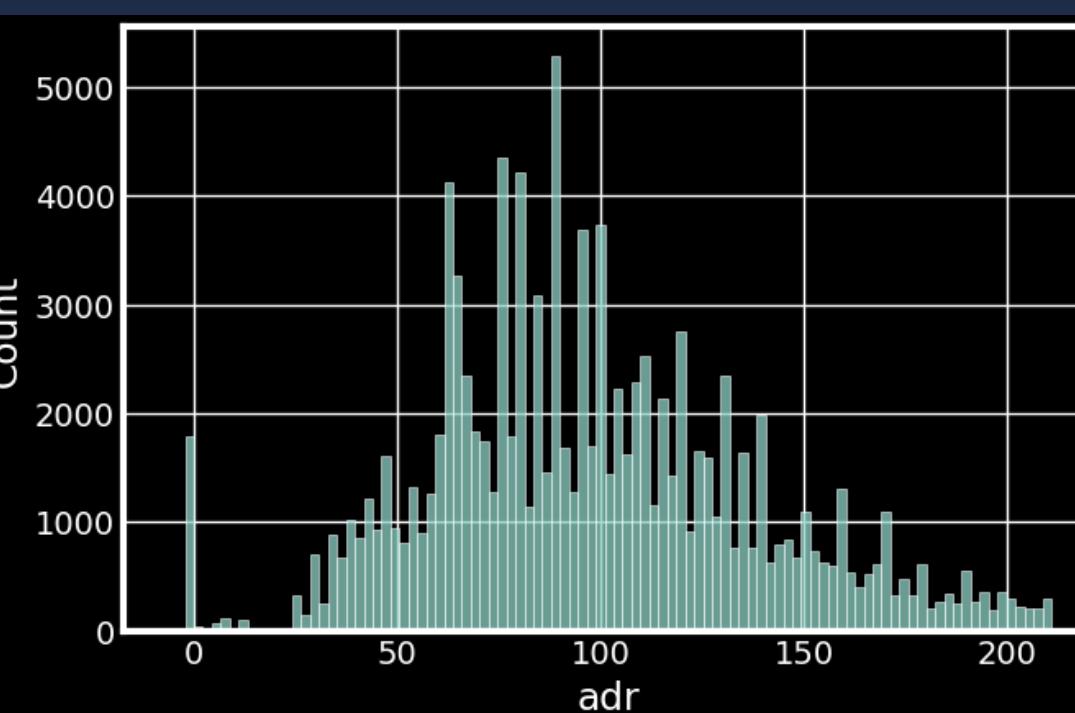
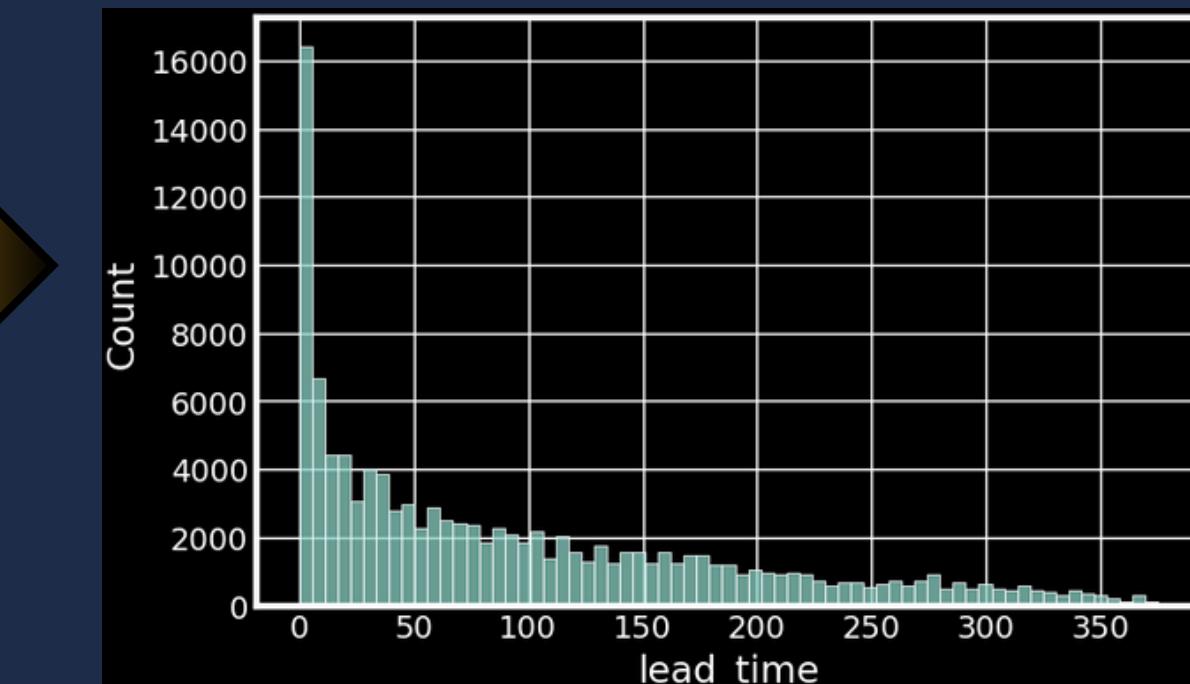
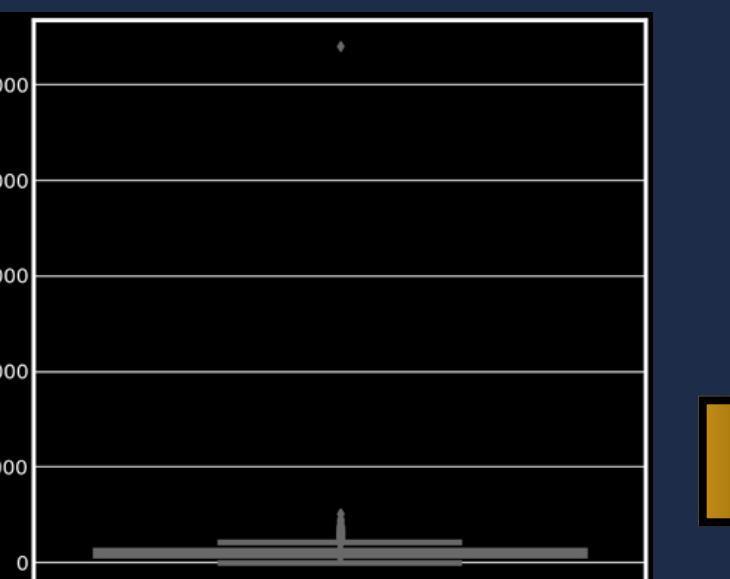
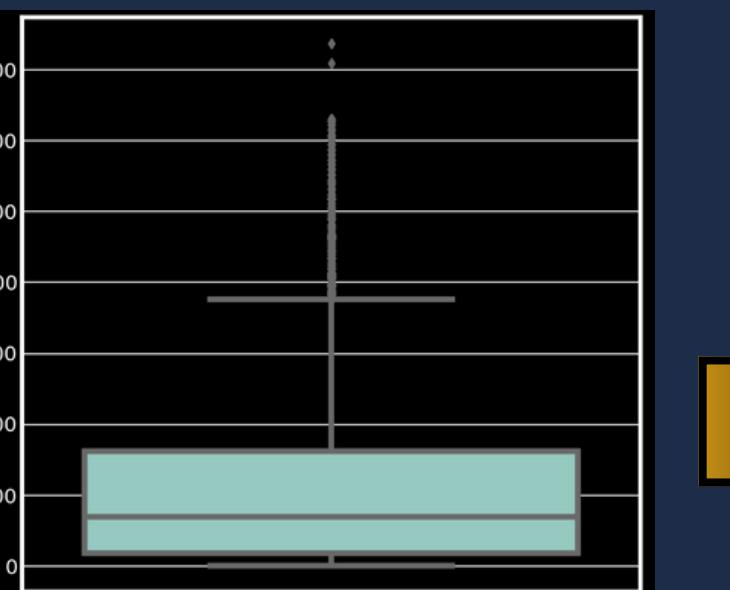
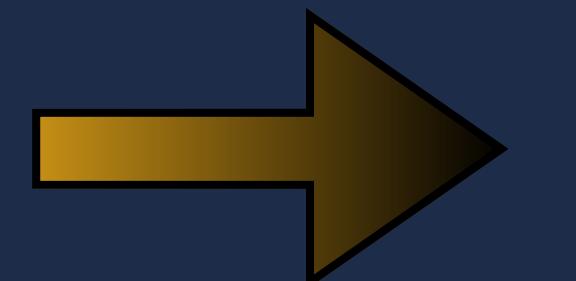
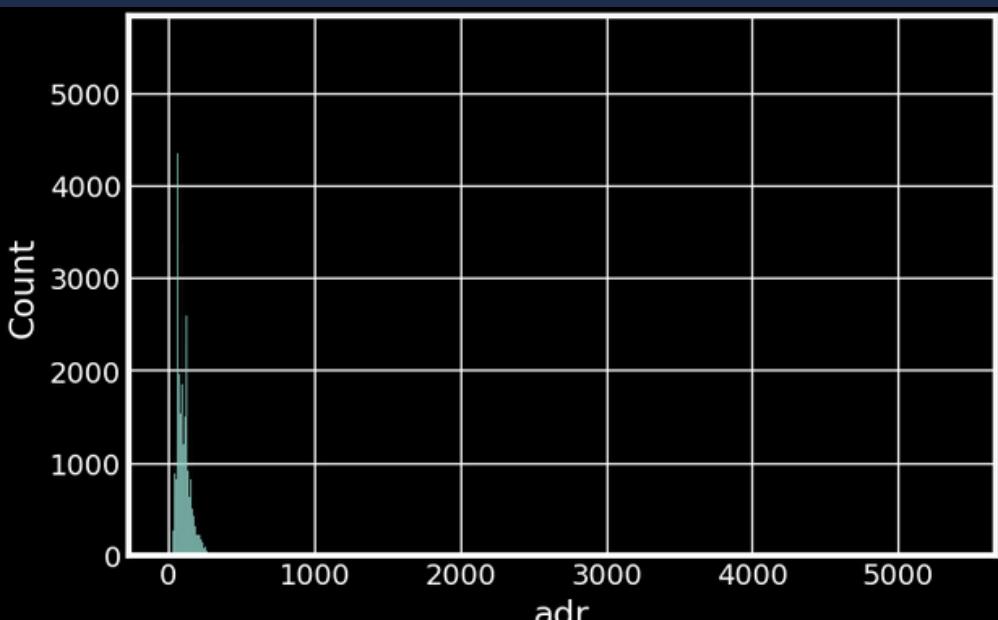
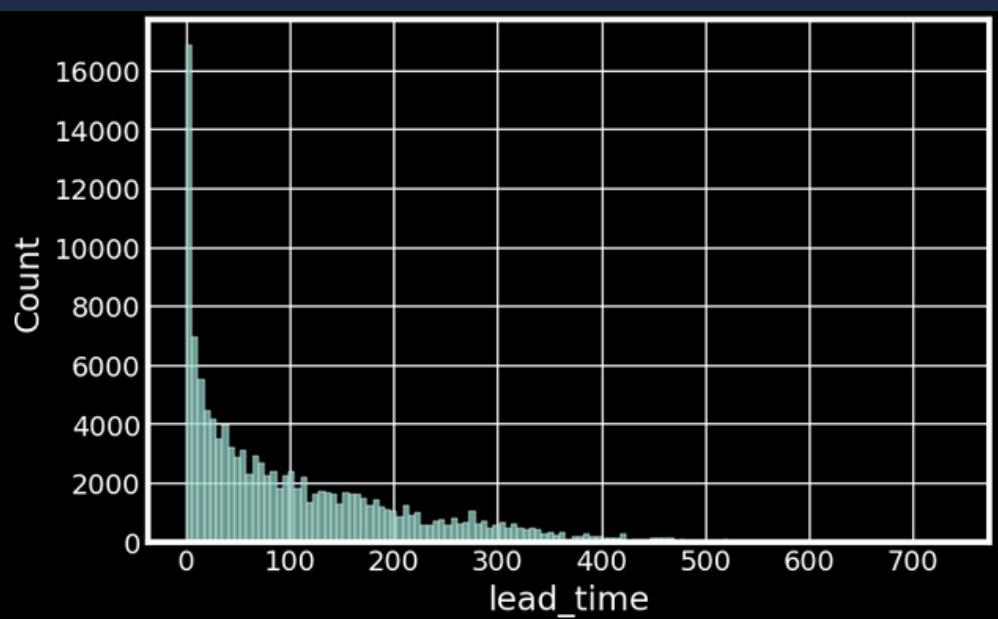


- 
- Podemos observar que casi el 200% de las reservas se realizan en el Hoteles city con respecto a las realizadas en los Resorts
 - Con respecto al segmento de mercado, la mayoría de las reservas son hechas a través de un agente, ya sea online u offline, y entre estas mas del doble son online.
 - Lo mismo podemos observar en la distribución de canales, la mayoría provienen a través de un agente
 - Con respecto al deposito, la mayoría de reservaciones no piden un deposito (esto podría ser un indicador importante a la hora de cancelar, ya que para el cliente no tendría un costo alguno)
 - Con respecto al tipo de clientes, la mayoría son transitorios, casi en su totalidad.
 - En cuanto a la variable Tipo de comidas, la mayoría selecciona la opción BB
 - Con respecto al tipo de cuartos, la mayoría reserva el cuarto A
 - Y En el índice de cancelación podemos ver que cerca del 33% de las reservas son canceladas, algo que es alarmante para el sector teniendo en cuenta que vimos que no se pide generalmente deposito.
 - La mayoria de reservas no tienen un pedido adicional, o solo 1
 - Los clientes que reservan no han reservado con anterioridad en su mayoria
 - La mayoria no requieren parking, como vimos muchos vienen de Europa, por lo que es mas comun que no tengan vehiculo .
 - Casi en su totalidad los que han realizado reservaciones no tienen bebes.



Analisis General de las variables Continuas

- Al mirar nuestras variables continuas, podemos ver que generalmente las reservas se realizan sin demasiada anticipacion, cuanto mas tiempo de anticipacion, menor es el numero de reservas
- Tanto el lead_time y el adr tienen outliers muy grandes que podrian afectar el modelo, lo podemos ver en el tamaño del eje x, para esto voy a realizar un boxplot



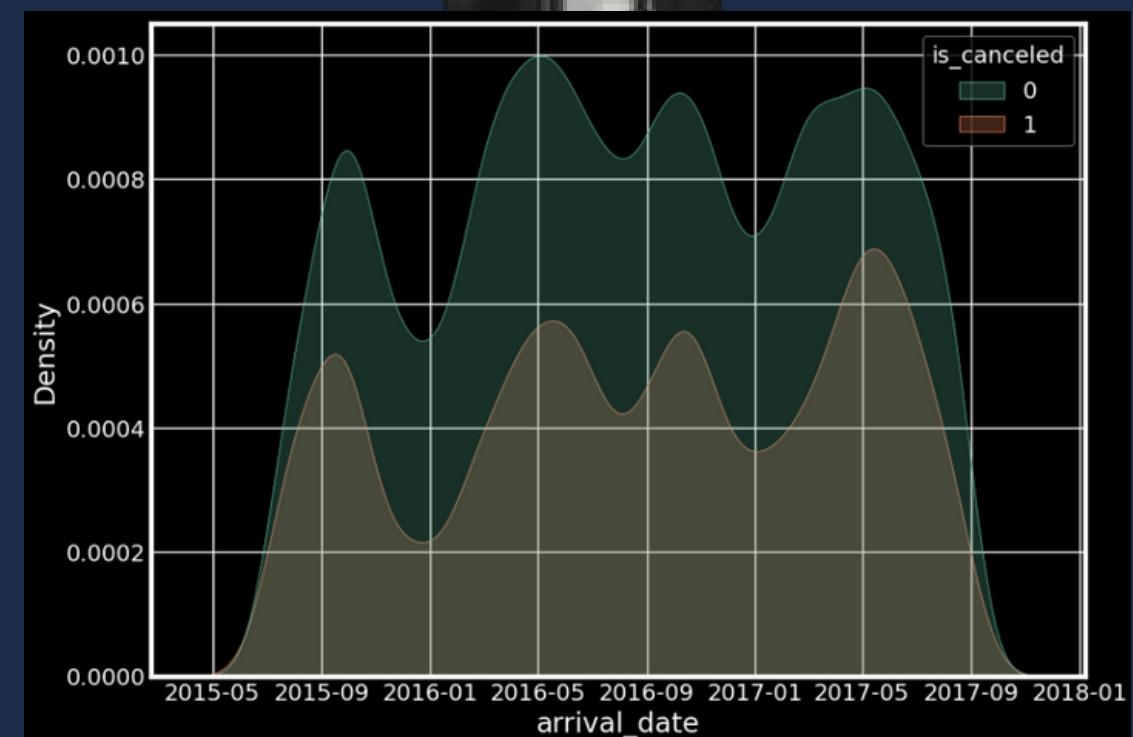
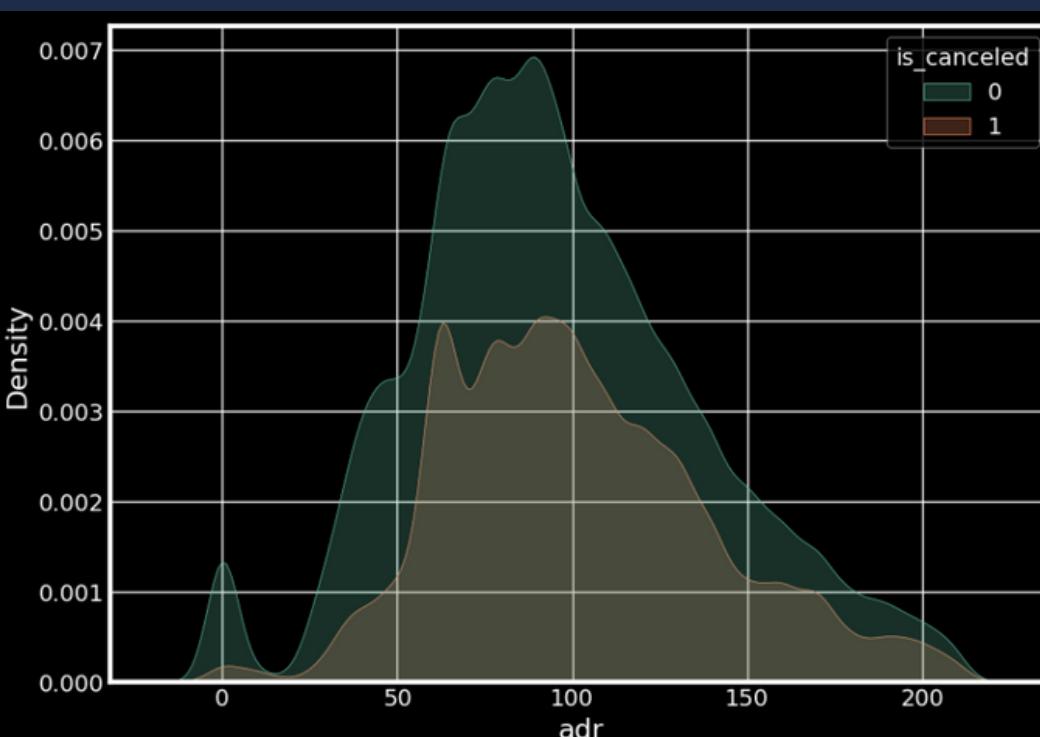
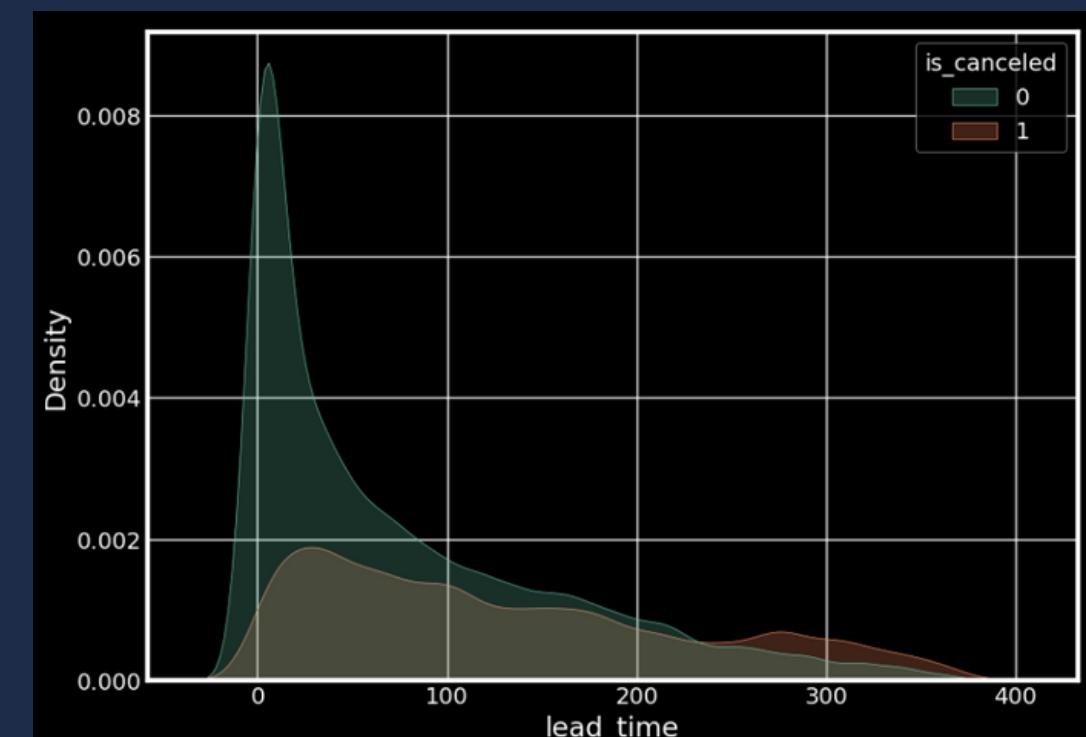
Ahora si podemos observar que las reservas se hacen mayormente con poca anticipacion, y sus mayores valores rondan el año Con respecto al precio tiene picos en valores redondos como son 75 o 100 dolares, podemos observar que hay casos de adr en 0, esto podria suponer reservaciones que no han tenido ningun costo alguno. Hay que tener esto ultimo en consideracion para ver que no pueda estar afectando nuestro modelo.

Analisis bivariado: is_canceled

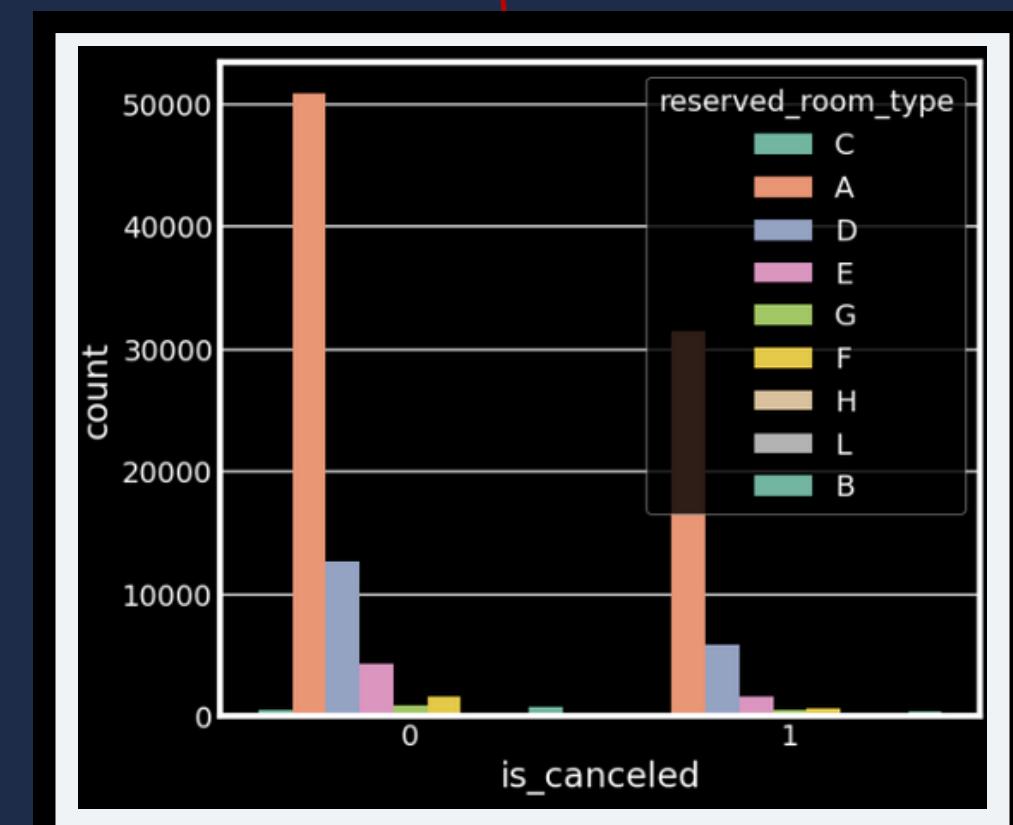
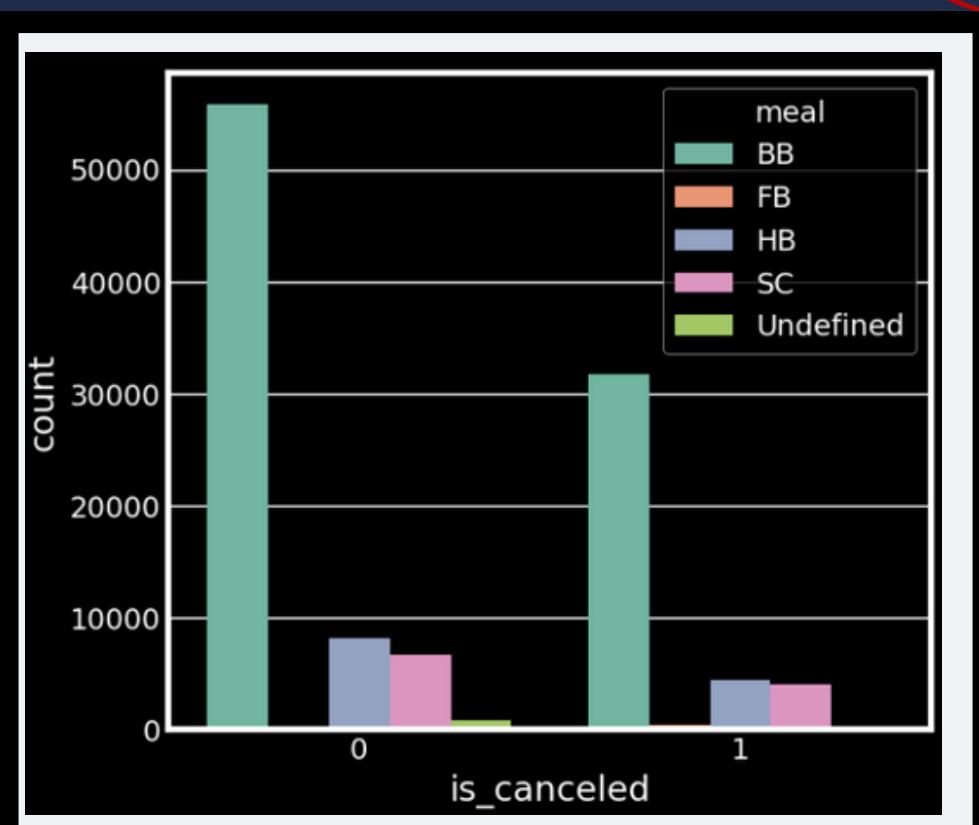
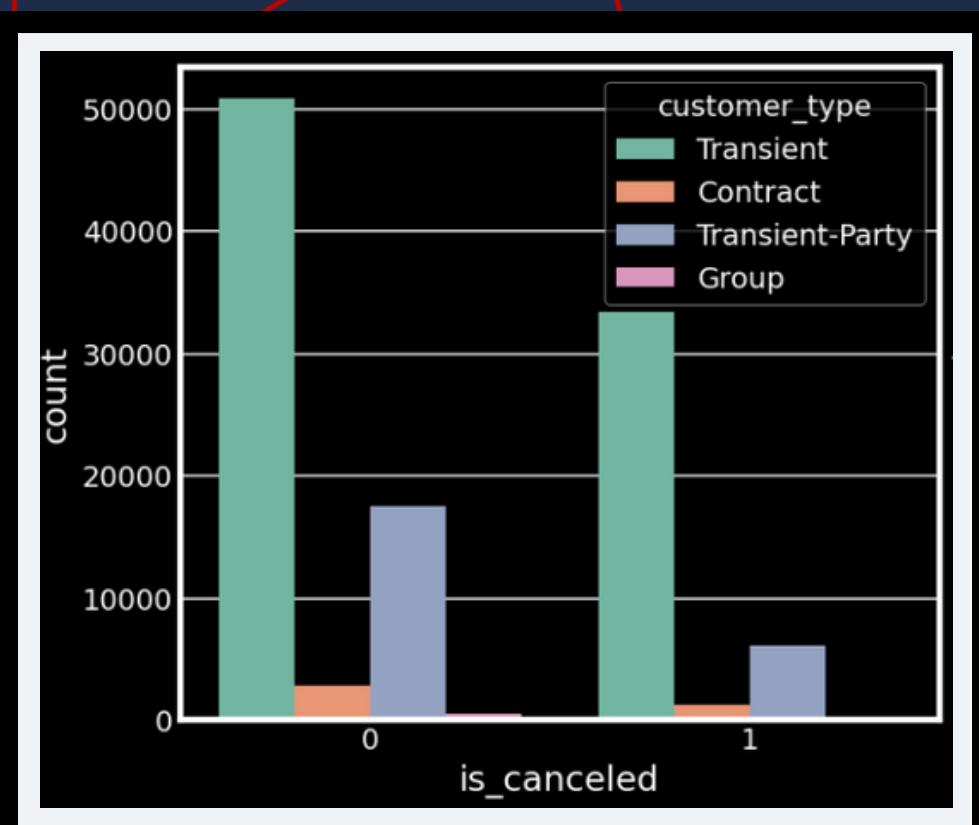
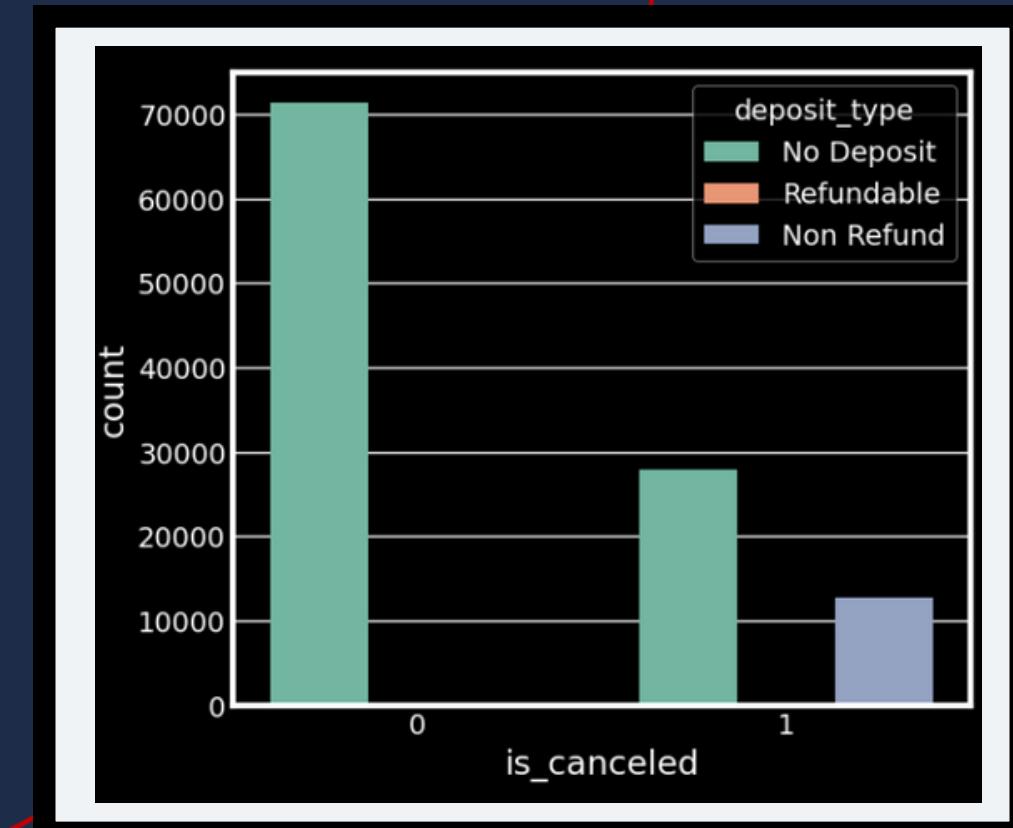
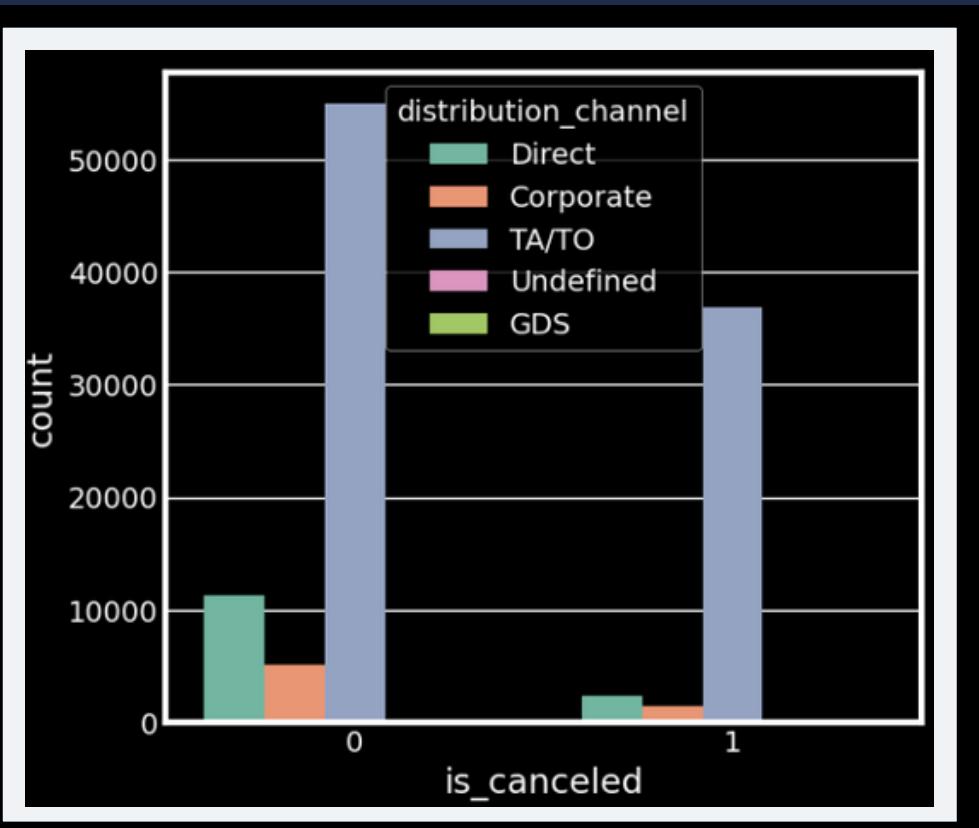
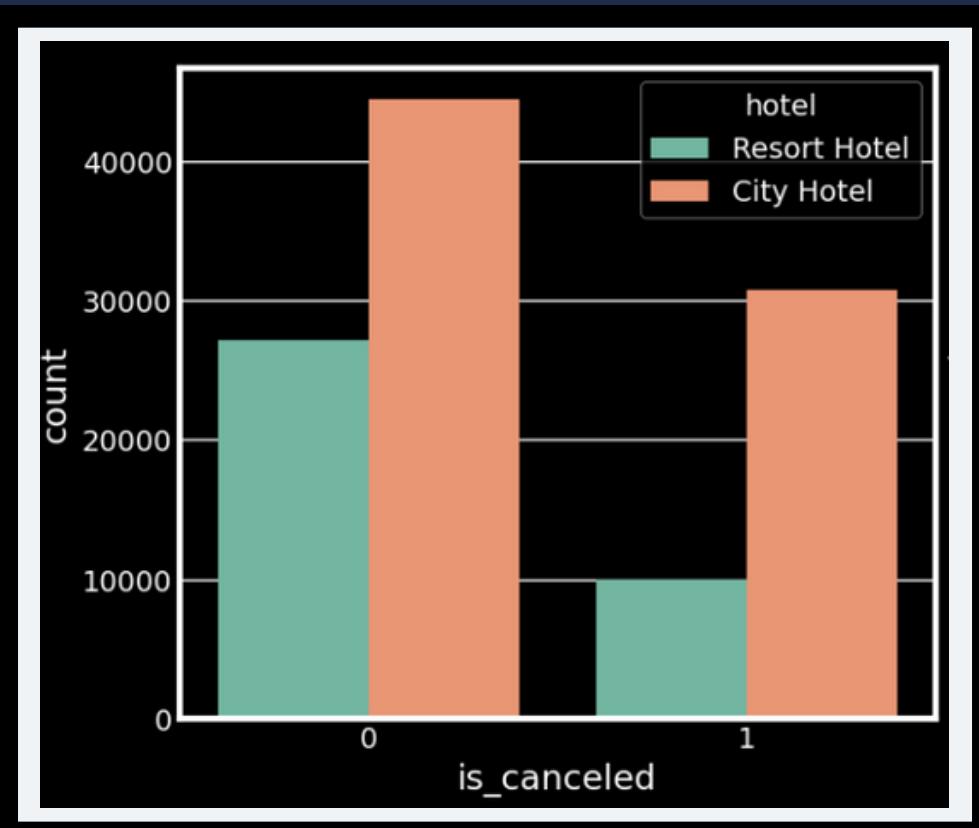
Variables Continuas

- Esto nos revela la importancia de la variable lead_time, podemos ver que cuanto menos tiempo de antipacion tiene la reserva, menos se cancela, seguramente sea una variable muy importante para nuestro modelo.
- Con respecto al adr y la fecha de arribo, el comportamiento es bastante similar para ambos con respecto a si es cancelado o no

Los graficos univariados nos han dado informacion importante, pero quizas los bivariados puedan darnos algun insight mas

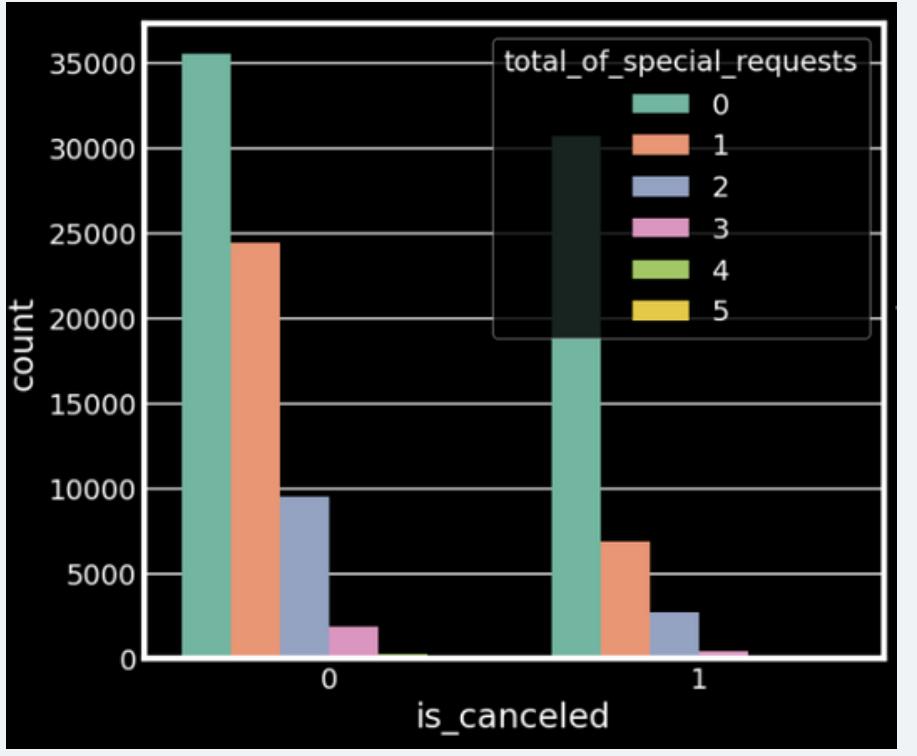


Analisis bivariado: Variable is_canceled

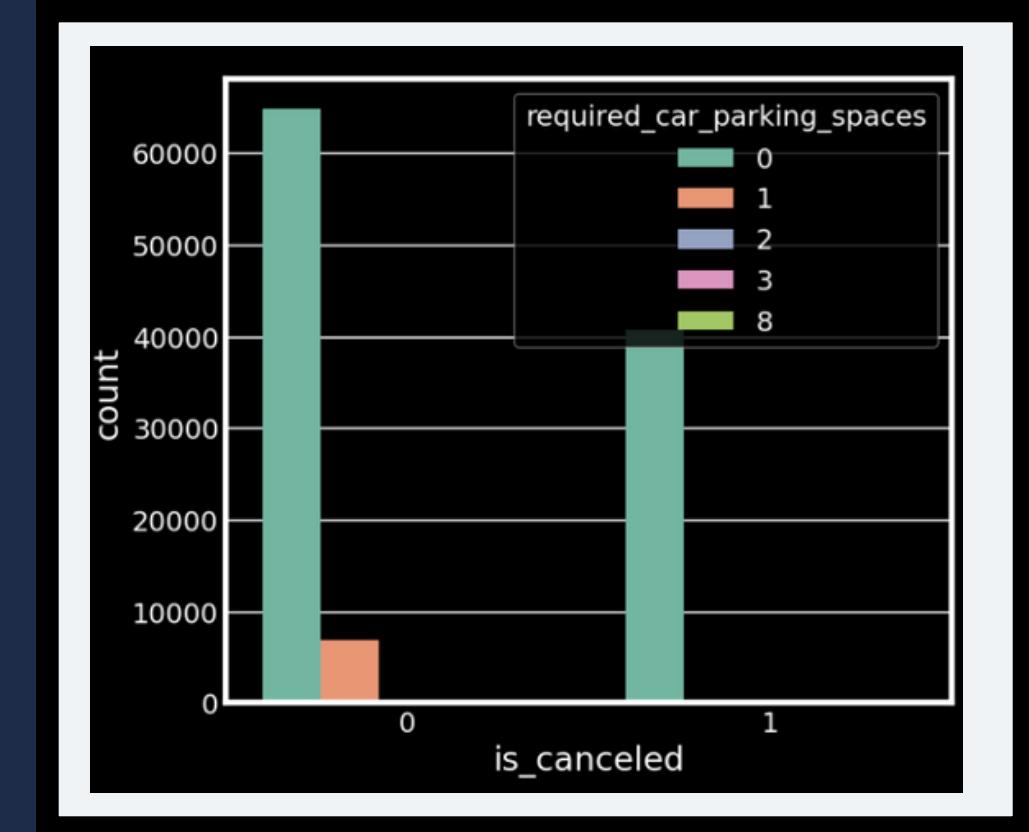
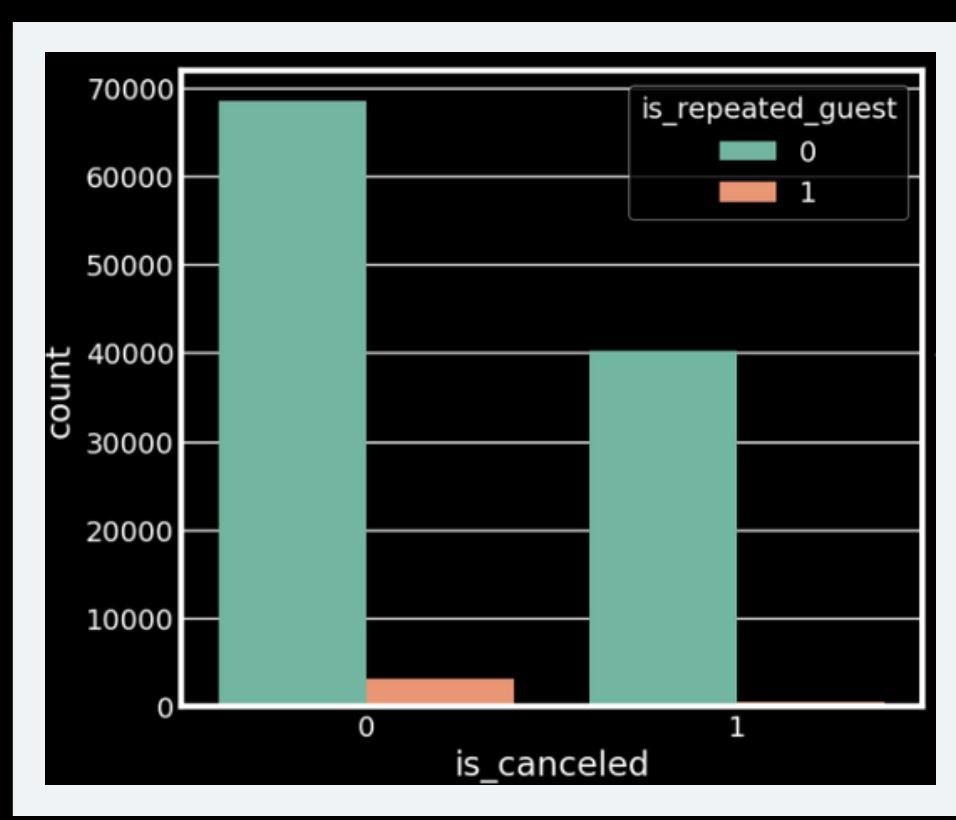


Analisis bivariado:

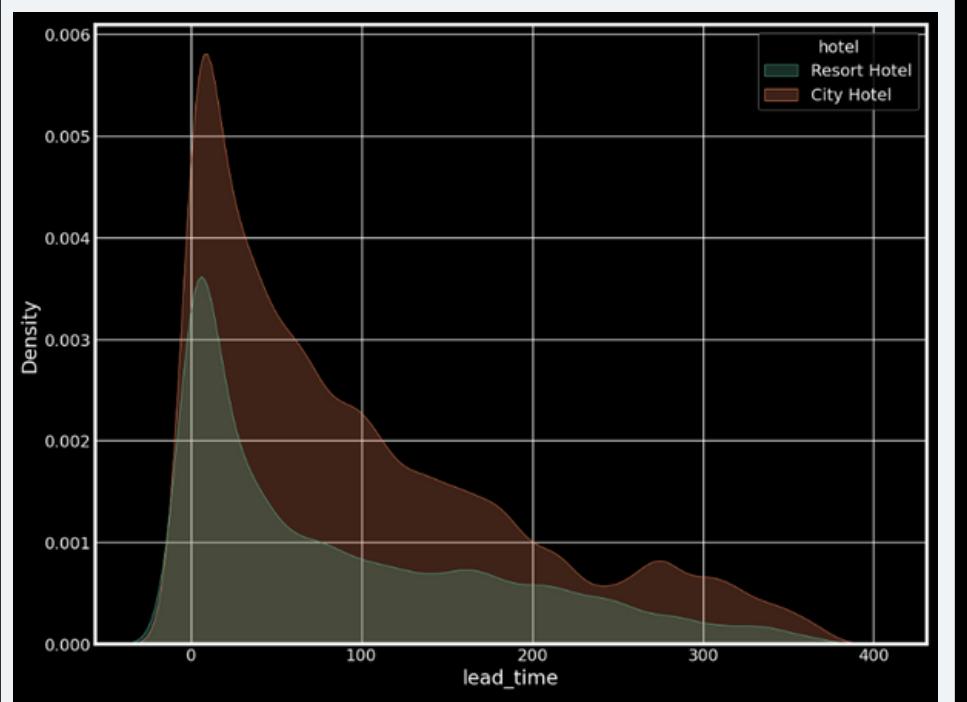
Variable is_canceled



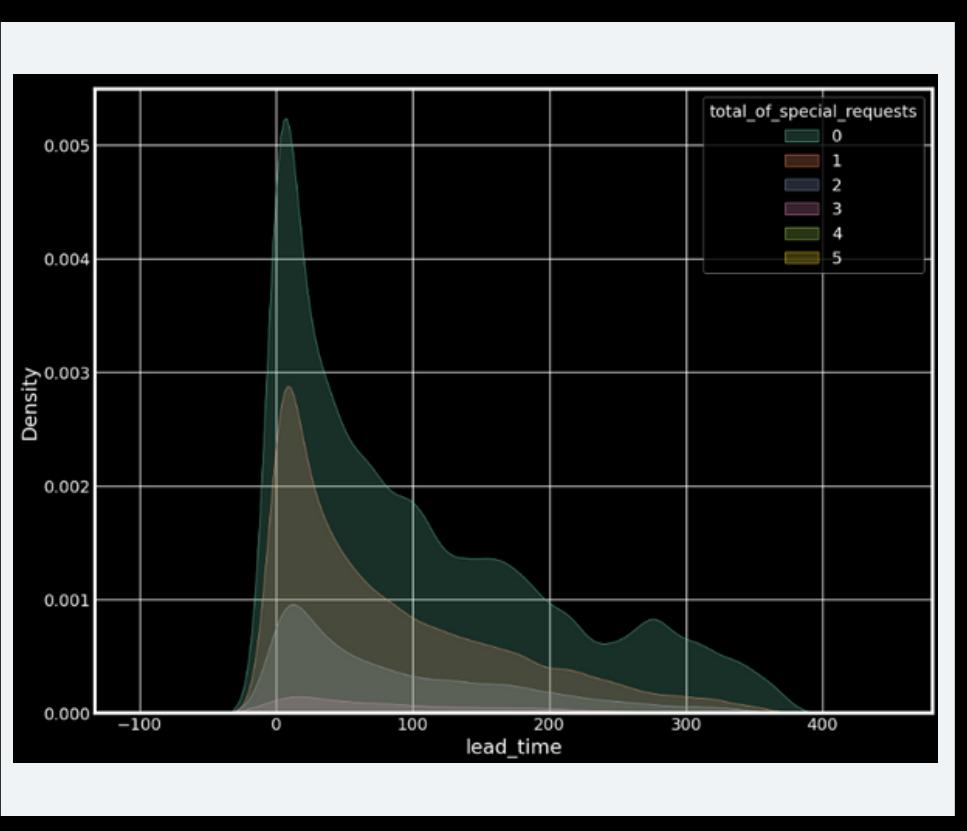
- Podemos observar con respecto a hotel, que en proporcion, en resort la tendencia a cancelar es mas baja con respecto al city
- En cuanto a los canales de distribucion la distribucion de los cancelados es proporcional.
- Aqui podemos en el tipo de deposito ver algo que llama la atencion, tenemos clientes que tienen non refund, osea que hacen el deposito y no se le devuelve dinero, y han cancelado de igual forma. Esto quiere decir que el requerir un deposito no es algo que frene las cancelaciones.
- En el tipo de cliente se comporta bastante similar en los que cancelan y los que no cancelan. Al igual que las comidas y los tipos de cuartos
- Vemos que los que tienen requerimientos especiales cancelan menos al igual que los clientes que repiten hospedaje y los que requieren de parking



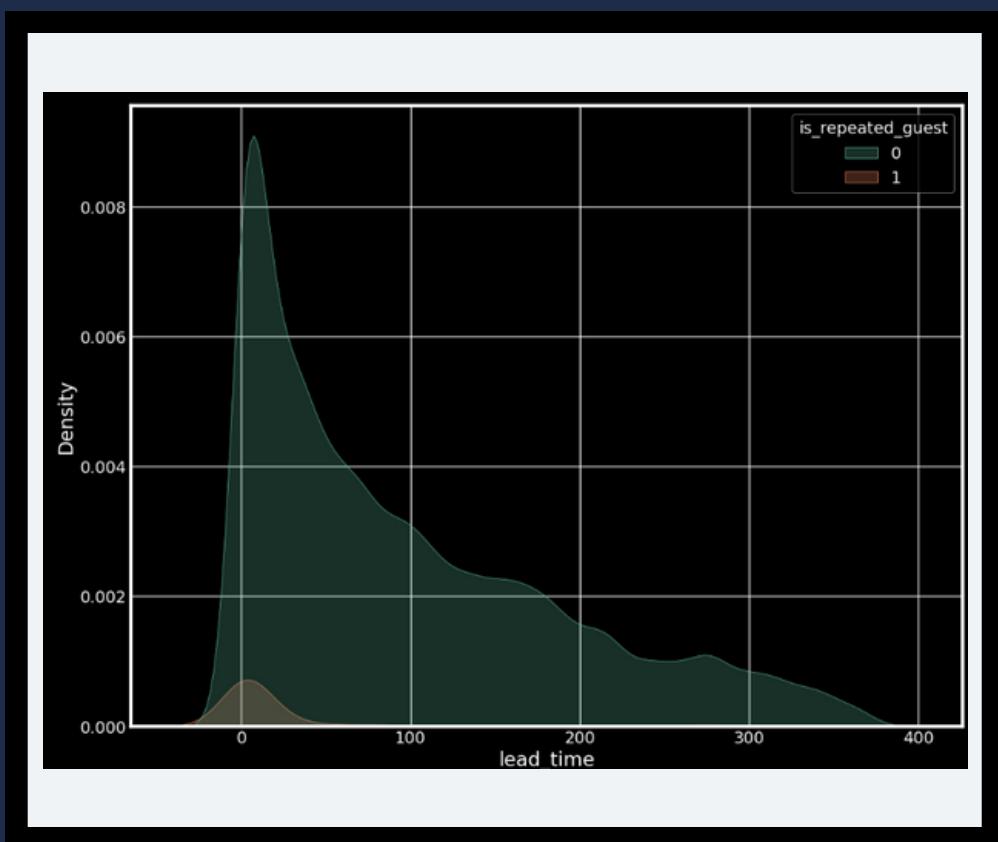
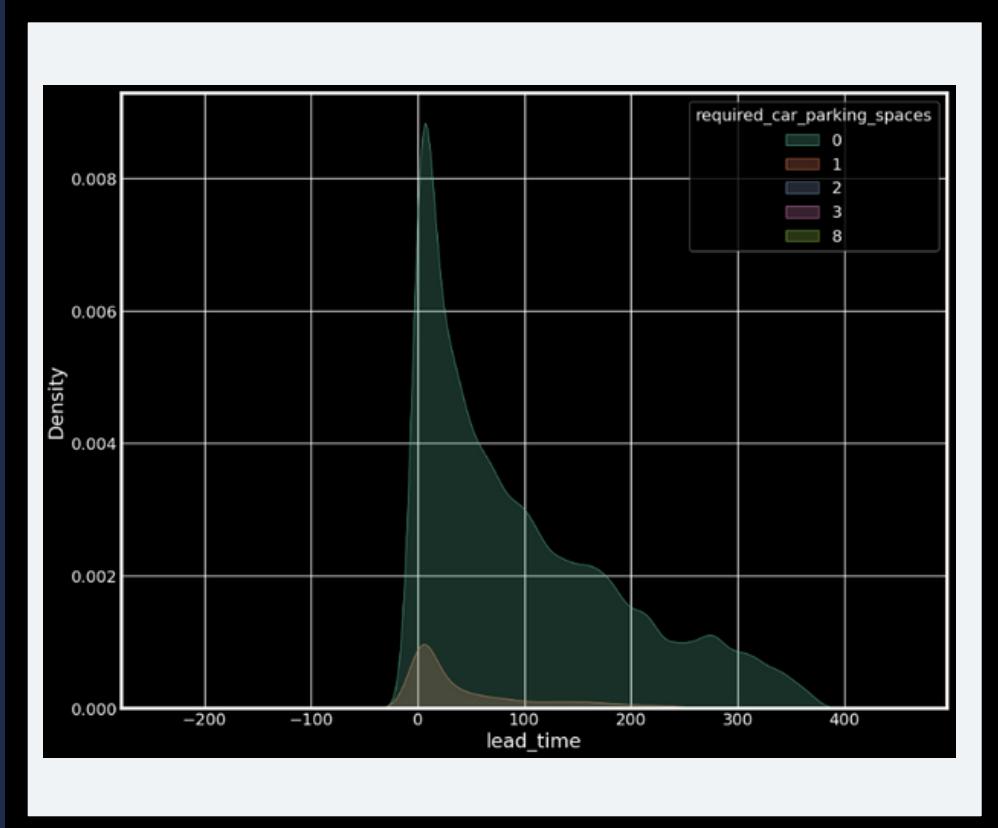
Analisis bivariado: Variable Lead_time



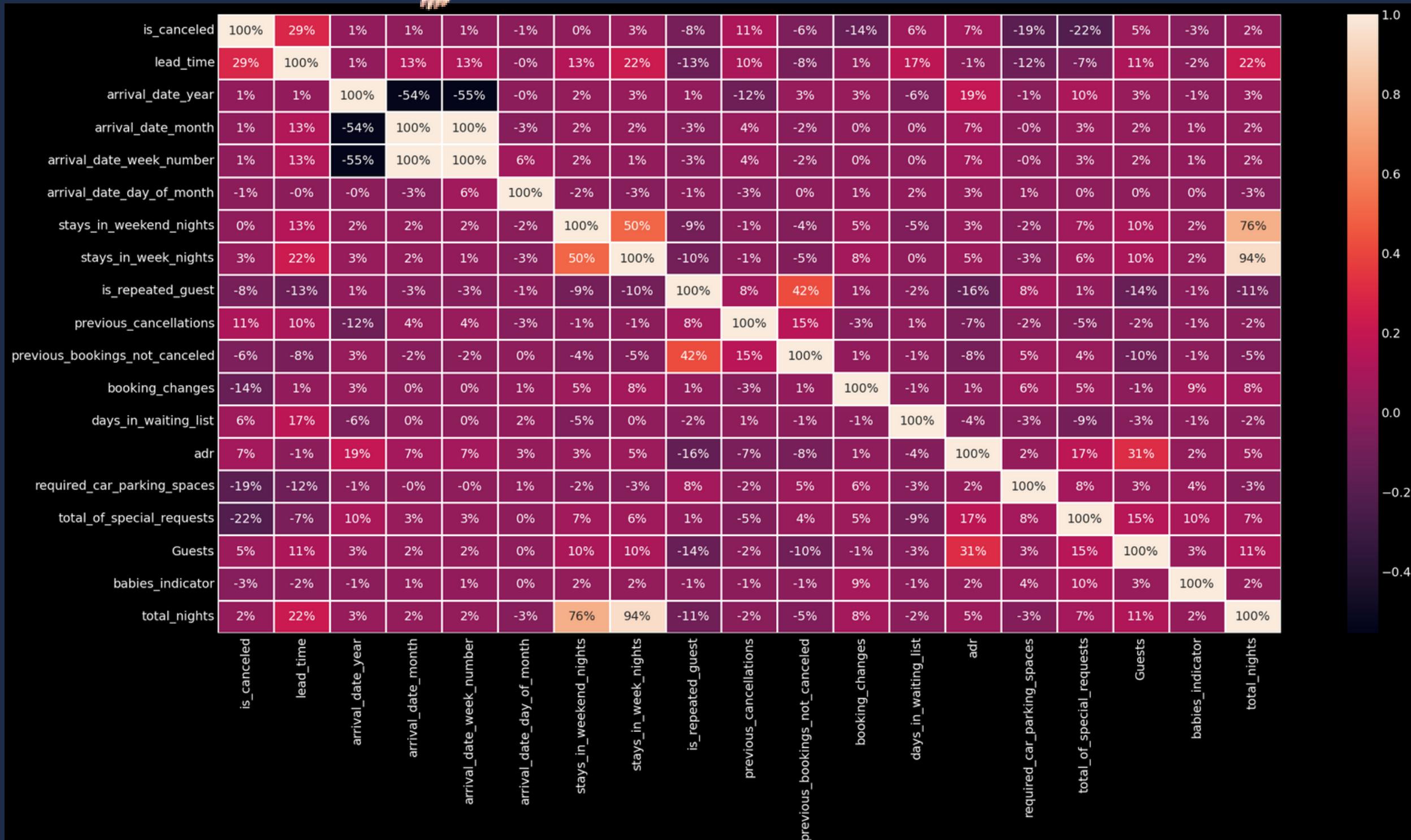
- Al observar el leadtime con hotel, vemos que se comportan ambos de forma similar
- La mayoria de pedidos especiales que hace el cliente tambien tienen la misma tendencia en su proporcion
- lo que si podemos observar que cuando se requiere 1 parking space y cuando es un cliente que repite hospedaje, tiende a reservar sin tanto tiempo de anterioridad.



**Creo que con estos
insights estamos listos
para empezar a darle
forma a nuestro
trabajo**



Feature Engineering:



Correlaciones con respecto a la variable `is_canceled`

<code>is_canceled</code>	1.000000
<code>lead_time</code>	0.288340
<code>total_of_special_requests</code>	0.222030
<code>required_car_parking_spaces</code>	0.189714
<code>booking_changes</code>	0.138882
<code>previous_cancellations</code>	0.113355
<code>is_repeated_guest</code>	0.082457
<code>adr</code>	0.073097
<code>days_in_waiting_list</code>	0.057697
<code>previous_bookings_notCanceled</code>	0.057375
<code>Guests</code>	0.051631
<code>babies_indicator</code>	0.032019
<code>stays_in_week_nights</code>	0.028608
<code>total_nights</code>	0.023290
<code>arrival_date_year</code>	0.013331
<code>arrival_date_month</code>	0.008022
<code>arrival_date_day_of_month</code>	0.005815
<code>arrival_date_week_number</code>	0.005183
<code>stays_in_weekend_nights</code>	0.004917

A partir de esto eliminamos variables que no utilizaremos ya que no proveen al modelo informacion significativa.

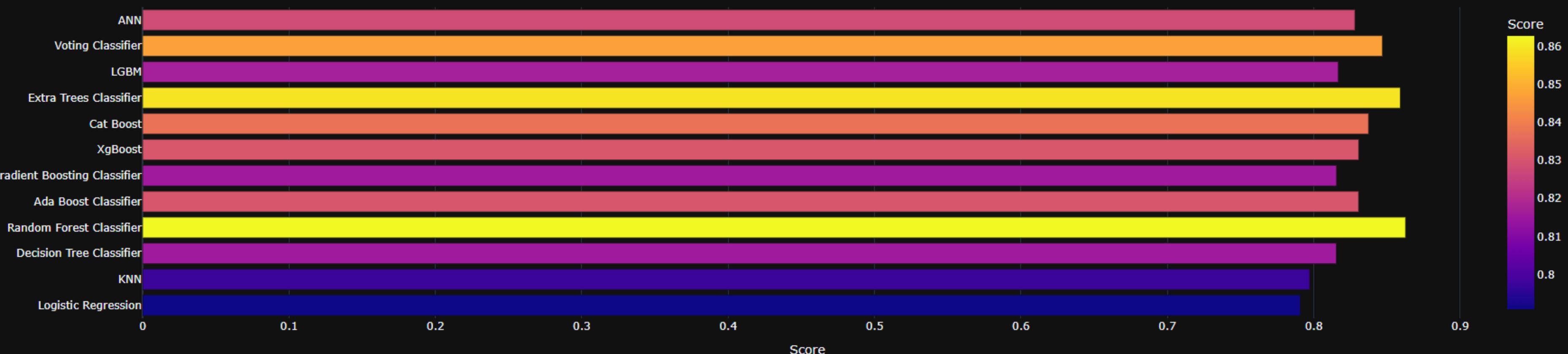
Model Building

Modelos

- Logistic Regression (Clasificación Probabilística)
- KNN (Clasificación por Proximidad)
- Decision Tree Classifier (Toma de Decisiones Jerárquicas)
- Random Forest Classifier (Potencia de la Diversidad)
- Ada Boost Classifier (Mejora Adaptativa)
- Gradient Boosting Classifier (Mejora por Gradientes)
- XgBoost Classifier (Impulso Extremo)
- Cat Boost Classifier (Impulso Categórico)
- Extra Trees Classifier (Bosques Extremos)
- LGBM Classifier (Reforzamiento por Gradientes con Aceleración)
- Voting Classifier (Decisión Colectiva)
- ANN (Simulación de Neuronas)

Analisis de Resultados de Modelos

Models Comparison



Claramente los 2 mejores modelos que performaron son Random Forest Classifier y Extra Trees Classifier



Analisis de Resultados de Modelos

Random Forest

Accuracy Score del Random Forest es: **0.8627328824018037**

Classification Report :

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

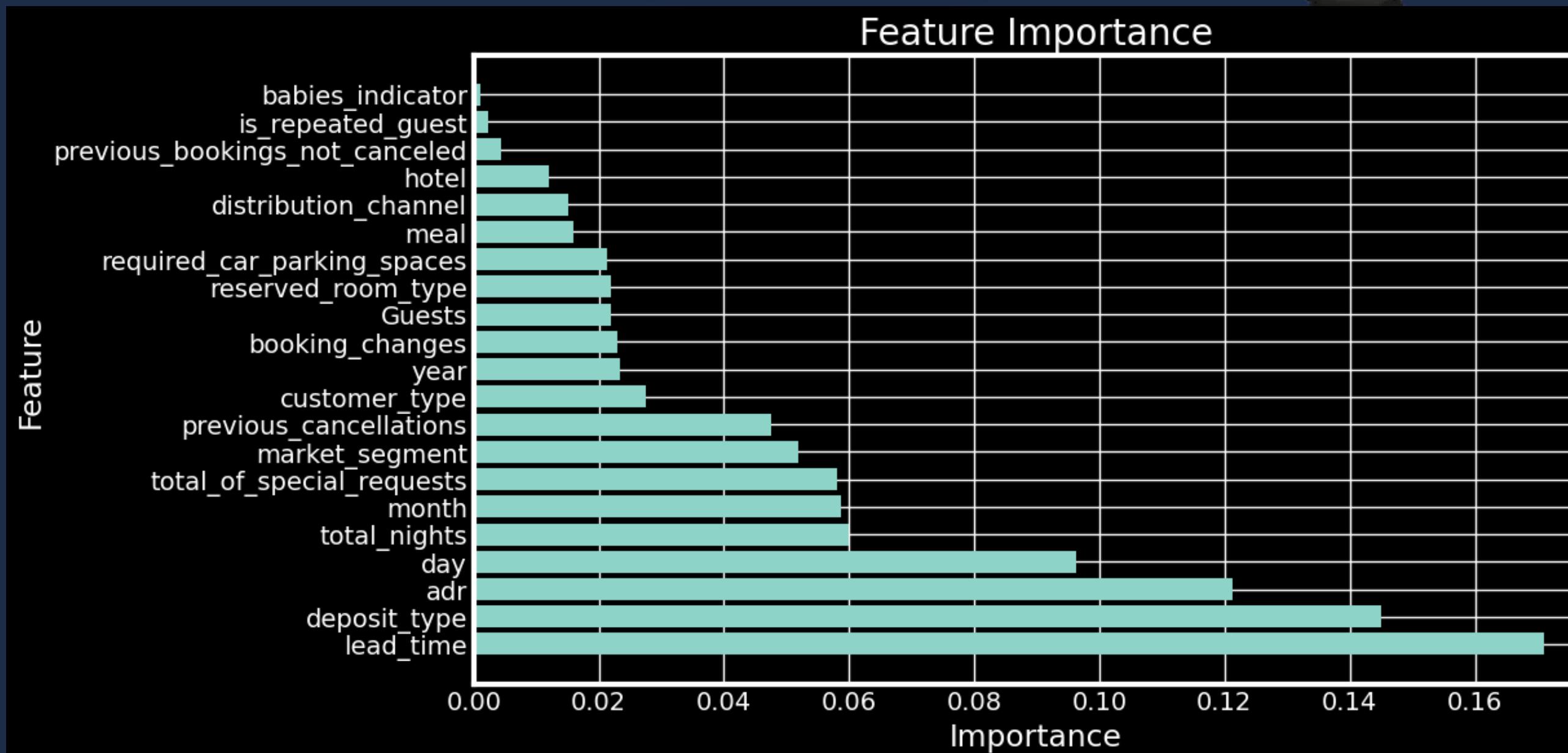
0	0.86	0.93	0.90	21401
1	0.86	0.74	0.80	12307

accuracy		0.86	33708	
macro avg	0.86	0.84	0.85	33708
weighted avg	0.86	0.86	0.86	33708



Analisis de Resultados de Modelos

Importancia de las variables



Conclusion

Podemos ver con esto que el tiempo de anticipacion de la reserva, si es necesario deposito y el precio son fundamentales a la hora de analizar a que variables debemos prestar atencion a la hora de mejorar nuestras cancelaciones.



Debemos reducir los Lead_Times, las estrategias para reducirlos podrían ayudar a disminuir las cancelaciones. Esto podría implicar ofrecer incentivos para las reservas de última hora o implementar un modelo de precios dinámico en el que los precios disminuyan a medida que se acerca la fecha de la reserva.



Ofrecer Planes Flexibles: Ofrecer opciones de reserva más flexibles puede disminuir la probabilidad de cancelaciones. Esto podría incluir opciones como la cancelación gratuita hasta un cierto número de días antes de la estadía o la opción de reprogramar la reserva sin cargos adicionales.



Invertir en prevención de cancelaciones

El análisis de ADR para reservas canceladas mostró que reducir la tasa de cancelación podría generar un aumento significativo en los ingresos. Esto indica que invertir en la prevención de cancelaciones podría ser muy rentable. Esto podría implicar mejorar el proceso de reserva, mejorar el servicio al cliente u ofrecer políticas de cancelación flexibles para evitar que los clientes cancelen sus reservas en primer lugar.



Programas de Lealtad:

La implementación de un programa de fidelización también podría ayudar a reducir las tasas de cancelación. Si los clientes se sienten valorados y reciben beneficios adicionales de un programa de fidelización, es menos probable que cancelen sus reservas.



Agradecimientos

La verdad se agradece mucho la paciencia y la capacidad de poder transmitir el conocimiento, el darle ganas a uno de sentarse y buscar y buscar dentro de un problema hasta poder llegar a una mejor solucion... creo que este trabajo debe tener 100 versiones facilmente, si lo hubiera hecho con git tendria un arbol completo de tantas ramas jaja y se que se puede seguir mejorando y aun terminando la cursada le voy a seguir buscando la vuelta hasta poder llegar a un mejor numero.

Muchas gracias por todo



Gracias!!!