Cancelación hotelera

Un modelo de predicción para la cancelación de reservas

Antonio Garcia Valverde

Planteamiento inicial

Planteamiento inicial

Problema de negocio
Una cadena hotelera solicita el desarrollo de un modelo clasificador de las reservas efectuadas en sus alojamientos capaz de anticiparse a una probable cancelación de la reserva.

Los motivos por los que consideran relevante este desarrollo son los siguientes:

Anticipación a la pérdida de negocio.
Políticas de cancelación.
Elaboración de otros informes.

Planteamiento inicial

Acceso a datos

La compañía facilita dos conjuntos de datos recopilados en sus espacios entre los años **2015-2018**.

Los dataset cuentan con **155.665** registros ordenados en un número dispar de columnas, pero compartiendo las principales.

En ambos conjuntos se cuenta con un campo específico que indica si la reserva fue confirmada o cancelada y que se empleará como target.

Planteamiento inicial

Problema técnico
Para dar respuesta al problema de negocio planteado se propone el desarrollo de un modelo que reconozca las características de las reservas canceladas

Se trata por tanto de un
problema supervisado de clasificación.

Para evaluar el modelo se empleará una métrica que tenga en cuenta el número global de registros mal clasificados, independientemente de si trata de falsos positivos o falsos negativos, porque ambos casos pueden ser perjudiciales para el rendimiento del negocio.
La métrica escogida es **balanced_accuracy**.

Análisis exploratorio de datos - EDA

EDA

Variable target

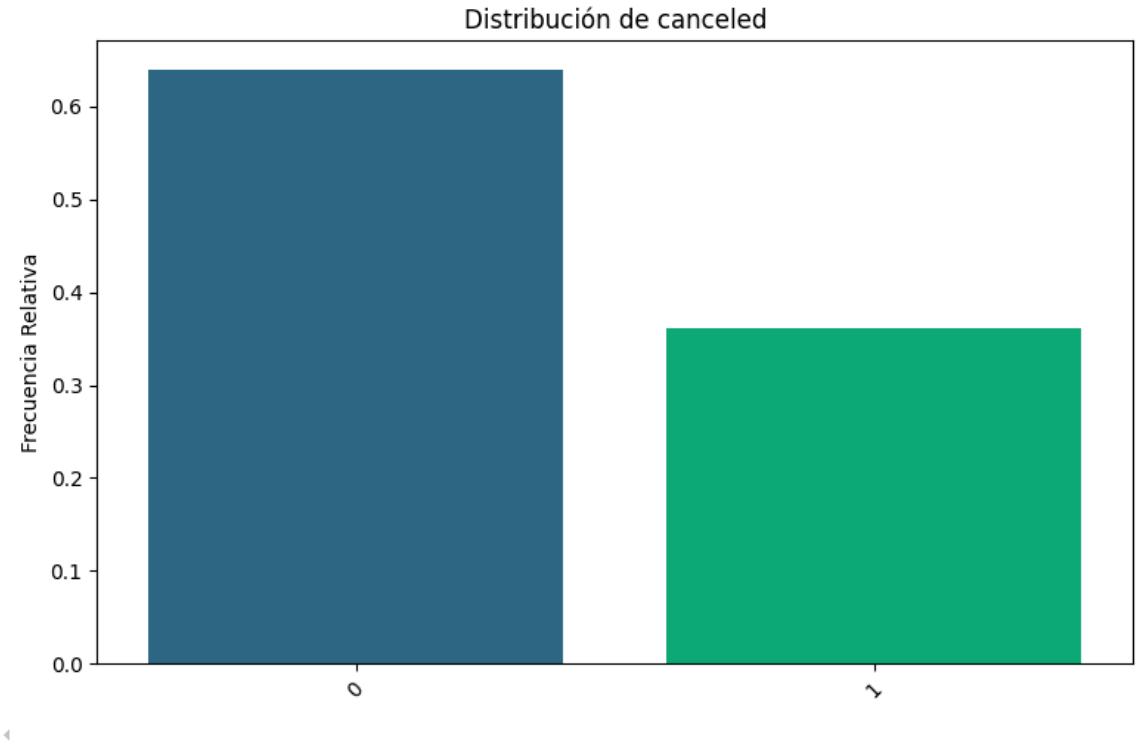
La primera observación es que la variable que nos indica si la reserva está confirmada o cancelada tiene muchos registros en confirmado y pocos en cancelado.

Se trata de una variable algo **desbalanceada** como puede comprobarse en el gráfico de frecuencia para ambos casos.

EDA

Variable target
La primera observación es que la variable que nos indica si la reserva está confirmada o cancelada tiene muchos registros en confirmado y pocos en cancelado.

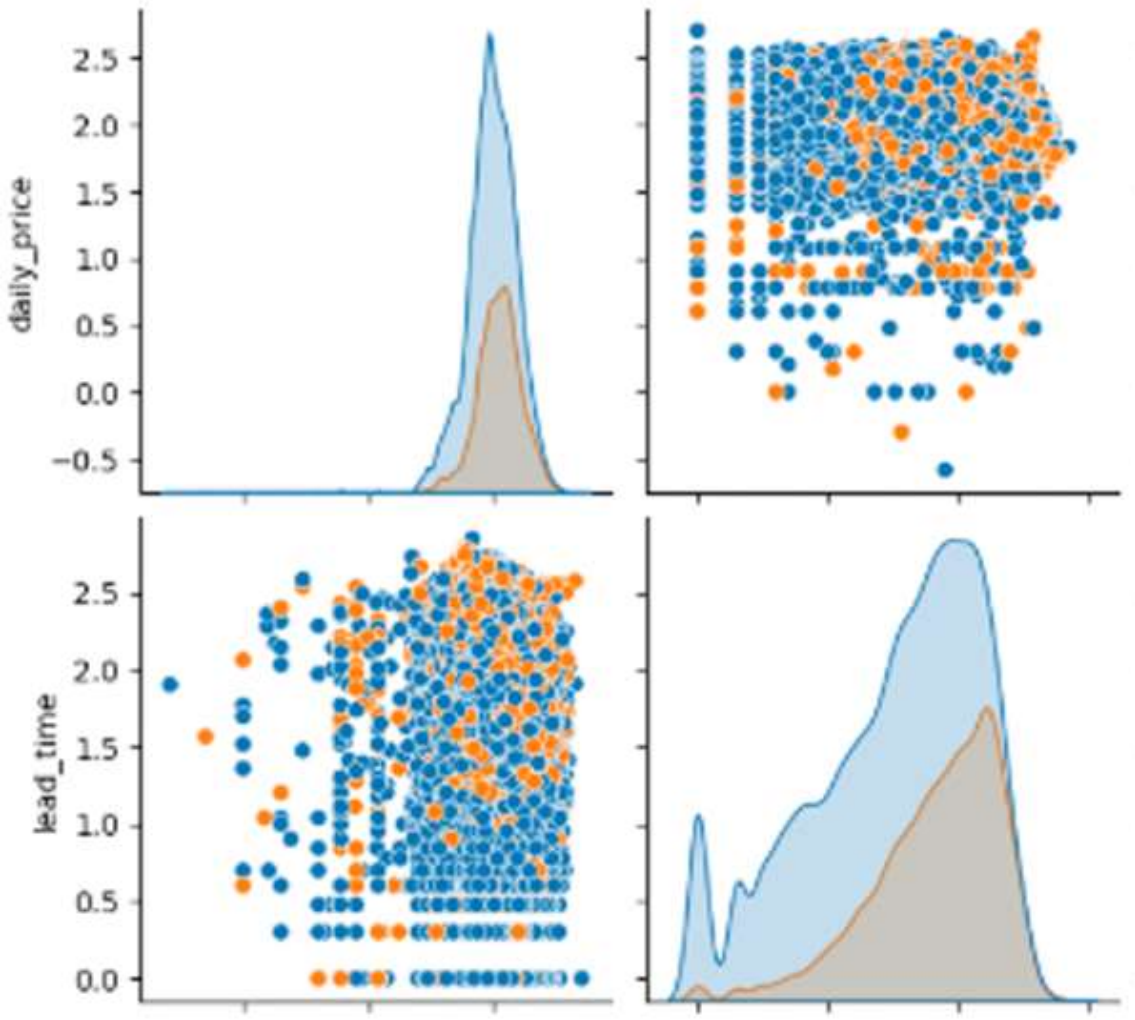
Se trata de una variable **desbalanceada** como puede comprobarse en el gráfico de frecuencia para ambos casos.



EDA

Features

Tras el análisis visual de las todas las variables de forma individual, combinadas de dos en dos y combinadas con el target, se aplican los siguientes cambios:



Distribución de variables numéricas

EDA

Features

Tras el análisis visual de las todas las variables de forma individual, combinadas de dos en dos y combinadas con el target, se aplican los siguientes cambios:

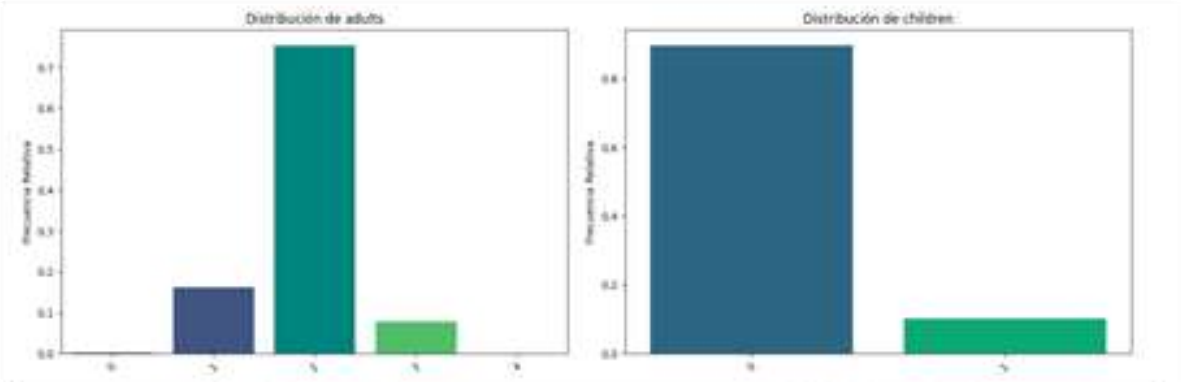
Eliminación de nulos y valores inconsistentes

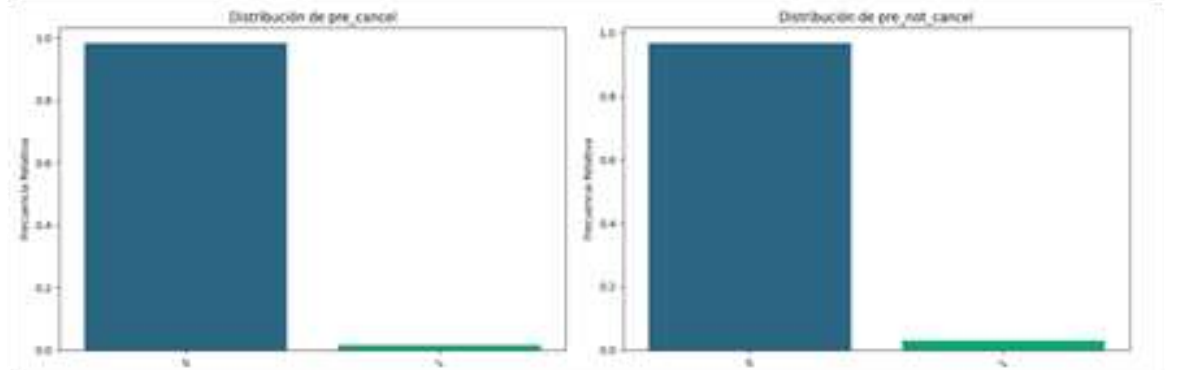
Aplicación de función logística
a las variables ‘daily_price’ y ‘lead_time’

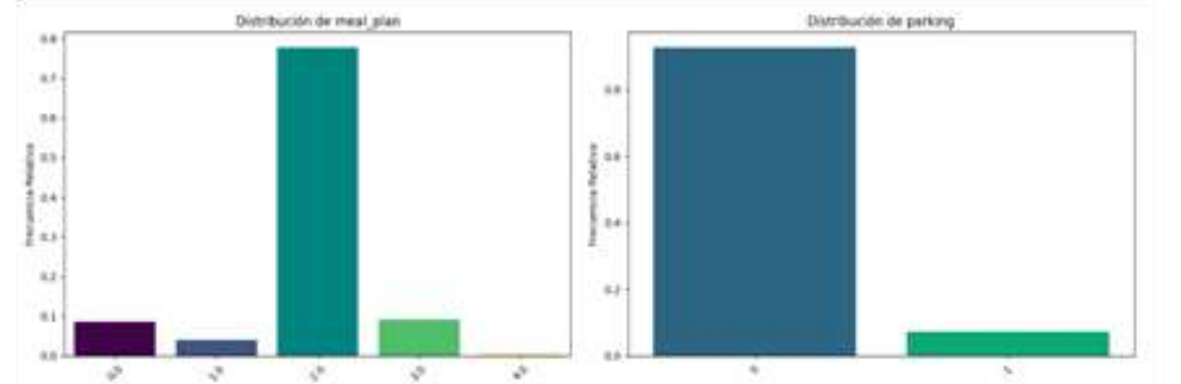
Categorización binaria de las variables categóricas
‘children’, ‘total_book’, ‘pre_cancel’,
‘pre_not_cancel’ y ‘parking’

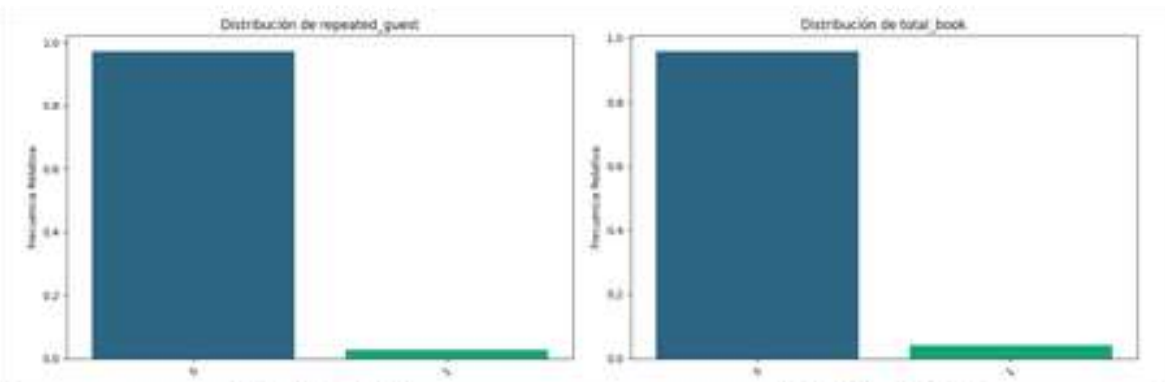
Codificación ordinal de la variable ‘meal_plan’

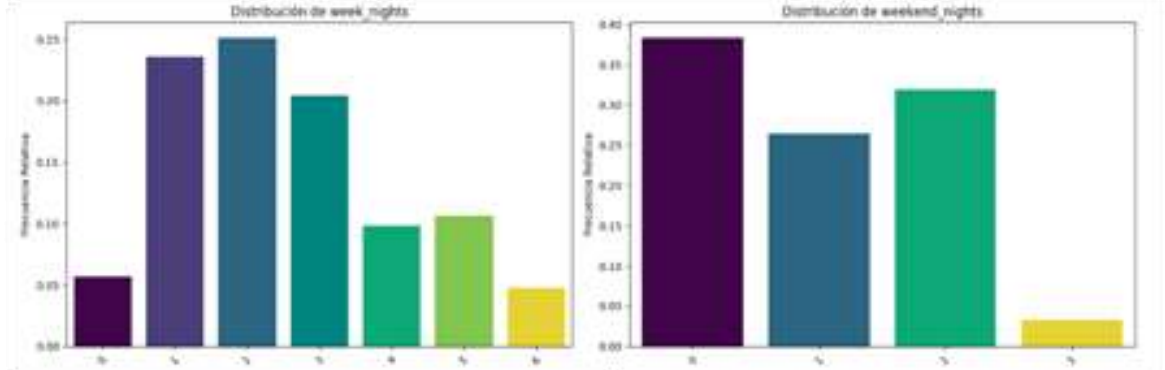
Eliminación de la variable ‘arr_date’

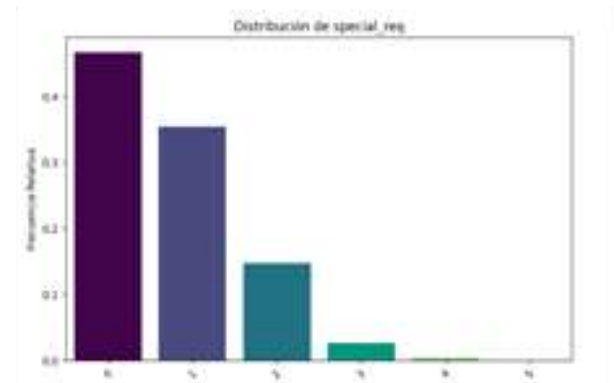












Distribución de
variables categóricas

Selección de modelo

Selección de modelo

Paso 1
Desarrollo de **Baseline** como punto de partida para la selección del modelo a optimizar y mejorar.

Paso 2
Optimización de hiperparámetros.

Paso 3
Entreno y **evaluación**.

Selección de modelo

Paso 1
Desarrollo de **Baseline** como punto de partida para la selección del modelo a optimizar y mejorar.

Paso 2
Optimización de hiperparámetros.

Paso 3
Entreno y **evaluación**.

```
DecisionTreeClassifier(random_state=42)
RandomForestClassifier(random_state=42)
XGBClassifier(base_score=None, booster=None, callbacks=None,
        colsample_bylevel=None, colsample_bynode=None,
        colsample_bytree=None, device=None, early_stopping_rounds=None,
        enable_categorical=False, eval_metric=None, feature_types=None,
        feature_weights=None, gamma=None, grow_policy=None,
        importance_type=None, interaction_constraints=None,
        learning_rate=None, max_bin=None, max_cat_threshold=None,
        max_cat_to_onehot=None, max_delta_step=None, max_depth=None,
        max_leaves=None, min_child_weight=None, missing=nan,
        monotone_constraints=None, multi_strategy=None, n_estimators=None,
        n_jobs=None, num_parallel_tree=None, ...)
LGBMClassifier(random_state=42, verbose=-100)
<catboost.core.CatBoostClassifier object at 0x000001C784A56EA0>
Model <DecisionTree>, Accuracy_CV: 0.804466399005277
Model <Random Forest>, Accuracy_CV: 0.826950019786295
Model <XGBoost>, Accuracy_CV: 0.7733859840491862
Model <LightGBM>, Accuracy_CV: 0.758100957794794
Model <CatBoost>, Accuracy_CV: 0.774147052608057
```

El modelo con mejor métrica es Random Forest

Selección de modelo

Paso 1
Desarrollo de **Baseline** como punto de partida para la selección del modelo a optimizar y mejorar.

Paso 2
Optimización de hiperparámetros.

Paso 3
Entreno y **evaluación**.

Valores de hiperparámetros seleccionados por **Optuna** según los criterios de ajuste establecidos.

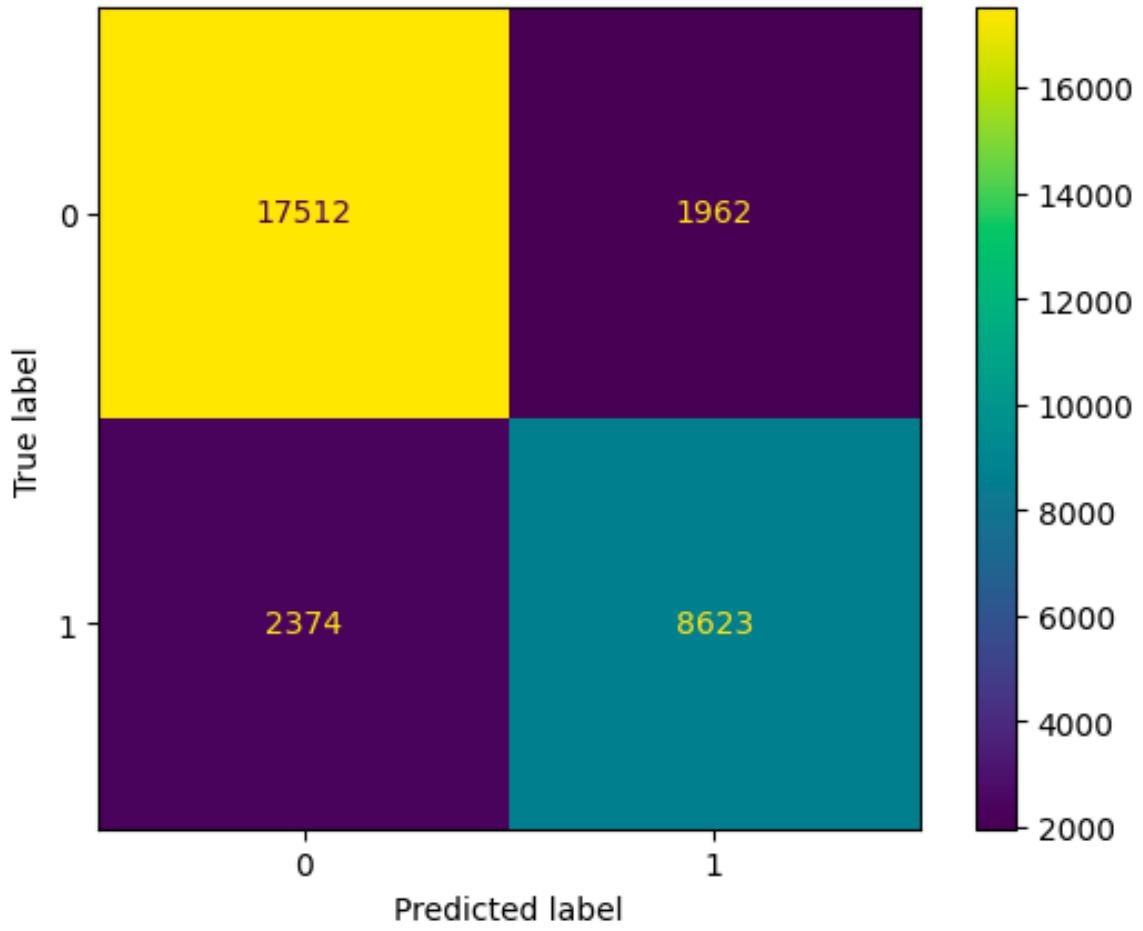
criterion = "log_loss“
n_estimators = 290
max_depth = 30
min_samples_split = 2
min_samples_leaf = 1
max_features = None
class_weight = "balanced

Selección de modelo

Paso 1
Desarrollo de **Baseline** como punto de partida para la selección del modelo a optimizar y mejorar.

Paso 2
Optimización de hiperparámetros.

Paso 3
Entreno y **evaluación**.



Resultado

Problema de negocio

Una cadena hotelera solicita el desarrollo de un modelo clasificador de las reservas efectuadas en sus alojamientos capaz de anticiparse a una probable cancelación de la reserva.

Resultado

Se desarrolla un **modelo clasificador** basado en **árboles de decisión.**

El porcentaje de precisión general en la clasificación de las futuras reservas logra alcanzar el

86%

Cancelación hotelera

Un modelo de predicción para la cancelación de reservas

Antonio Garcia Valverde