# PROYECTO 1 Turismo de los Alpes

Primero es necesario instalar unicode si no lo tienes ya en Colab

!pip install unidecode Collecting unidecode Downloading Unidecode-1.3.8-py3-none-any.whl (235 kB) - 235.5/235.5 kB 4.3 MB/s eta 0:00:00 Installing collected packages: unidecode Successfully installed unidecode-1.3.8 import pandas as pd from unidecode import unidecode import numpy as np import seaborn as sns import matplotlib.pyplot as plt from sklearn.preprocessing import Normalizer from sklearn.metrics import mean\_absolute\_error from sklearn.metrics import mean\_squared\_error from sklearn.compose import ColumnTransformer from sklearn.model\_selection import train\_test\_split from sklearn.pipeline import Pipeline from sklearn.linear\_model import LinearRegression from IPython.display import display import nltk from nltk.corpus import stopwords from nltk.stem import SnowballStemmer from nltk.tokenize import word\_tokenize from sklearn.feature\_extraction.text import TfidfVectorizer from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier  $from \ sklearn.metrics \ import \ accuracy\_score, \ confusion\_matrix, \ classification\_report$ # Descargar recursos necesarios de NLTK nltk.download('punkt') nltk.download('stopwords') [nltk\_data] Downloading package punkt to /root/nltk\_data... [nltk data] Unzipping tokenizers/punkt.zip. [nltk\_data] Downloading package stopwords to /root/nltk\_data... [nltk\_data] Unzipping corpora/stopwords.zip.

```
# Lista para almacenar los datos
data_list = []
# Ruta del archivo CSV
archivo = "/content/tipo1_entrenamiento_estudiantes.csv"
# Lectura del archivo línea por línea
with open(archivo, 'r', encoding='utf-8') as f:
    for line in f:
        # Encuentra la última coma en la línea
        last_comma_index = line.rfind(',')
        # Divide la línea en dos partes: antes y después de la última coma
        sentence = line[:last_comma_index].strip() # Elimina los espacios alrededor
number = line[last_comma_index+1:].strip() # Elimina los espacios alrededor
        # Corrige la ortografía y maneja los caracteres especiales
        sentence_corrected = unidecode(sentence)
        # Agrega los datos corregidos a la lista
        data_list.append((sentence_corrected, number))
# Convierte la lista en un DataFrame de pandas
data = pd.DataFrame(data_list, columns=['Review', 'Class'])
```

Ahora veremos los datos para poder corrobar que hayan quedado bien.

pd.set\_option('display.max\_colwidth', None)
display(data)

	Review	Class
0	Review	Class
1	"Nos alojamos en una casa alquilada en la ciudad amurallada. Parecia tan segura como cualquier otra gran ciudad con un monton de buenos restaurantes, tiendas y vida nocturna. Gran lugar para un grupo con intereses variados, no estoy seguro de que le traiga a los ninos aqui solo porque no hay mucho que hacer para ellos. Asegurate de aventurarse fuera de la ciudad, pero algunos tambien es un gran lugar para alojarse"	4
2	"La comida esta bien, pero nada especial. Yo tenia mejor comida Mexcan en los Estados Unidos. Las margaritas eran geniales. El Mahi Mahi pescado recocido y seco. La carne fajitas aceptable y el coco camarones sabroso. El tortilla chips aperitivo fue decepcionante."	3
3	"En mi opinion, no es una como muchos usuarios reclaman. Es un gran paladar que parece ser una parada con muchos grupos de excursion. El menu es mas interesante que los otros restaurantes comimos en. La parte mas interesante de la experiencia es que eledificio esta en una seccion de La Habana Centro.  Las plantas inferiores estan muy deteriorados, y tienen apartamentos donde viven muchos trabajadores de restaurante. Los pisos superiores, donde el restaurante es, han sido restauradas a gloria pasada. Las reservas son imprescindibles. Plan de 40 a 50 CUC por persona para una comida con cocteles y vinos.Mas"	3
4	"esta curiosa forma que asemeja una silla de montar de ahi su nombre es el icono de la ciudad, vale mucho la pena si no puedes ubir lo puedes asdnirr de cualquier punto de la ciudad"	4
•••		
10561	"Si vas a Merida no puedes perderte de este lugar y que tiene una nueva sucursal mas amplia y con la misma calidad, excelente servicio y comida deliciosa y bien servida."	5

```
data.shape (10566, 2)
```

El cliente nos ha entregado 10566 datos. Sin embargo no creemos que los datos entregados hayan quedado correctos dado que venian con errores ortograficos y ademas algunos con valores NAN. Es por esto que es necesario empezar a limpiarlos para saber que tantos datos tenemos de calidad.

## Descripción de datos

data.describe()

	Review	Class
count	10566	10566
unique	9709	1924
top		5
freq	743	2350

## > Completitud

En esta sección, analizaremos la completitud de los datos; es decir, que no hayan valores vacíos.

```
[] Ц 3 celdas ocultas
```

#### Validez

Primero, revisamos la validez de los datos. Esto se refiere a verificar si todas las columnas cumplen con el tipo de dato que debería ser y que no haya ningún *error*.

```
data.dtypes
```

```
Review object
Class float64
dtype: object
```

data.shape

(10566, 2)

La entrada de los datos garantizamos que es valida y los tipos de variables son los adecuados para todos los datos.

### > Exactitud

En esta sección, se busca ver que tan exactos son los datos y si no hay demasiados valores atípicos.

```
[ ] L, 2 celdas ocultas
```

## Unicidad

Se detecta la presencia de 85 datos duplicados en el modelo. Con el fin de evitar la distorsión de la importancia de algún dato, se procedera a eliminar la duplicidad, asegurando de esta forma que todas las entradas tengan la misma relevancia. Dado que son únicamente 85 los datos duplicados, su eliminación si generará cambios significativos en el modelo. El eliminar los datos repetidos soluciona esta problemática, dado que se conservará un único registro por entrada.

```
data.duplicated().sum()
850
```

#### Consistencia

Se identifica una consistencia estructural en los datos, en donde cada columna respectivamente corresponde al tipo de datos que debe ser asignado, la columna de Review debe corresponder a texto, y la columna class debe ser un valor numérico entero, tal y como se puede evidenciar en los datos ya mostrados anteriormente.

## Limpieza de datos

```
dfCopia = data.copy()
```

#### Corrección Completitud

dfCopia = dfCopia.dropna()

solo tiene valor la visita por el valor...mas"

crema de chaya, sopa de lima y papadzules mi...mas"

Con el propósito de abordar la problemática relacionada con los valores nulos, se ha optado por la eliminación de los registros que presentan dichos valores. Esta decisión se fundamenta en la restricción del algoritmo que se tiene previsto implementar, el cual no permite la presencia de valores nulos. Considerando que la cantidad de valores faltantes es reducida y que su eliminación no tendrá un impacto significativo en el modelo, se procederá a eliminarlos de la base de datos.

```
nueva_completitud = dfCopia.count() / len(dfCopia) * 100
print(nueva_completitud)
     Review
               100.0
               100.0
     Class
     dtype: float64
Corrección Consistencia
dfCopia['Review'] = dfCopia['Review'].str.lower()
pd.value_counts(dfCopia['Review'])
     Review
     leer menos"
     "el lugar es una maravilla que merece ser visitado. el servicio de cobro es pesimo y no es por el dinero porque mucha gente entra
     gratis, se hacen filas de mas de 1 hora para pasar a pleno sol y mucha gente se mete disque al bano y no hace fila. esta muy
     desorganizado."
     pagamos un precio completo para una visita minima.hay un recorrido muy pequeno: no es possible salir del recorrido y ir alrededor de
     los monumentos como se puede hacer a palenque o teatihuacan o muchos otros sitios pero el peor es que no se puede ver el tajin chico
     ni tampoco la gran greca sin hablar del museo... solo se puede ver el tajin viejo y malo no se justifica eso es un puro robo y un falta
     de respecto del visitante y lo repito : pagamos el precio completo.!!!!
     "cierran a las 3 pm, cobraron $85 adultos y ninos (por lo menos los de 2 anos) y adulto mayor gratis. a la entrada hay guias. se
     juntan grupos de minimo 10 personas y te cobran $70 por persona o $700 a quien se los pague. excelente explicacion y atencion de parte
     de ellos. poca claridad de informacion en redes, y el numero telefonico no sirve. llegamos facilmente con waze. lleven buen bloqueador,
     sombrero y de preferencia tenis.
     la zona arqueologica esta cerrada. paso un huracan/tornado y el gobierno no ha hecho nada para reabrirlo.los locales dependen mucho del
     turismo y esto les esta afectando.recorri dos horas de carretera solo para descubrir que estaba cerrado!!!
```

1 "en general el hotel es bueno, esta en la zona de miramar, si esta retirado del centro historico, pero lo bueno es que cuenta el hotel con un autobus que sale a diferentes horas para que a los huespedes nos lleven, otro detalle destacable de este hotel es la alberca esta bien disenada y bonita, el bufete del desayuno no es muy variado, en general la atencion es amable. el aspecto negativo es que las camas que nos tocaron estaban muy usadas ya que rechinaban y parecian camas de agua. por favor que pongan mas atencion en esto ya que despues de caminar y caminar por andar turisteando, lo que quiere uno es llegar a descansar en camas comodas y confortables, despues de todo pagamos un 5 estrellas."

"hotel sin agua caliente. sucio. los banos en comunes un olor expantoso.... al llegar el dia 9 de marzo al hotel con una menor de 2 anos. dispuestos a tomar una ducha, nos damos que no habia agua caliente, ni tibia, bajo hacer el reclamo la srta nos cambia a la habitacion 220. la cual gui a ver si estaba en condiciones y si tenia agua. al abrir la puerta el olor nauceabundo, suviedad, paredes que se caian a pedazos, hasta la misma puerta se caia. baje hacer de nuevo el reclamo, la misma srta me decia que no tenia otra habitacion hasta que un companero de ella escucho la conversacion a la cual le reclamaba, se asomo y comento que esa habitacion estaba clausurada!!!!!. sin medir riesgos a los q corriamos. no entiendo como esta habilitada esta posilga que lo unico de lindo..."

1 te remonta a un restaurante o cafeteria de paris. la ambientacion y los detalles hacen de este restaurante un lugar calido para pasar un rato con amigas o una cena romantica. las crepas son deliciosas prueba la de manzana...mas"

1 Name: count, Length: 7783, dtype: int64

#### **Correccion Unicidad**

dfCopia = dfCopia.drop\_duplicates()
data=dfCopia
dfCopia

	Review	Class
1	"nos alojamos en una casa alquilada en la ciudad amurallada. parecia tan segura como cualquier otra gran ciudad con un monton de buenos restaurantes, tiendas y vida nocturna. gran lugar para un grupo con intereses variados, no estoy seguro de que le traiga a los ninos aqui solo porque no hay mucho que hacer para ellos. asegurate de aventurarse fuera de la ciudad, pero algunos tambien es un gran lugar para alojarse"	4.0
2	"la comida esta bien, pero nada especial. yo tenia mejor comida mexcan en los estados unidos. las margaritas eran geniales. el mahi mahi pescado recocido y seco. la carne fajitas aceptable y el coco camarones sabroso. el tortilla chips aperitivo fue decepcionante."	3.0
3	"en mi opinion, no es una como muchos usuarios reclaman. es un gran paladar que parece ser una parada con muchos grupos de excursion. el menu es mas interesante que los otros restaurantes comimos en. la parte mas interesante de la experiencia es que eledificio esta en una seccion de la habana centro. las plantas inferiores estan muy deteriorados, y tienen apartamentos donde viven muchos trabajadores de restaurante. los pisos superiores, donde el restaurante es, han sido restauradas a gloria pasada. las reservas son imprescindibles. plan de 40 a 50 cuc por persona para una comida con cocteles y vinos.mas"	3.0
4	"esta curiosa forma que asemeja una silla de montar de ahi su nombre es el icono de la ciudad, vale mucho la pena si no puedes ubir lo puedes asdnirr de cualquier punto de la ciudad"	4.0
5	lo mejor era la limonada. me gusto la comida de todo el mundo y era sosa y un poco frio.	2.0
•••		
10559	"el motivo de mi estancia fue porque vine a un congreso medico, y me hospedaron en este lugar, las instalaciones estan bien sin ser excelentes, la habitacion bien pero tardaban casi todo el dia en llegar a hacer el aseo y arreglar el cuarto, la verdad siempre quedaba un poco sucio, la regadera tenia tapado el desague por lo que se hacia una alberca, los alimentos buenos (rescatable el pan que acompanan con cafe) lo que si es muy bueno es la gente que trabaja en el hotel, son super amables y serviciales. este hotel es una buena opcion para su estancia ademas que esta a 3 cuadras de paseo montejo. saludos desde aca "	3.0

# Preparación de Datos para el Modelo

Debemos preparar un poco mas los datos antes de introducirlos a los modelos. Para esto los vamos a filtar paso por paso

En la primera parte aplicaremos:

Normalización de Texto: Convertir el texto a minúsculas, eliminar puntuación, caracteres especiales, y realizae correcciones ortográficas si es necesario.

Eliminación de Stopwords: Quitar palabras comunes que no aportan significado relevante al análisis (como "y", "en", "un", etc.).

Tokenización: Separar el texto en unidades básicas (tokens), generalmente palabras o frases significativas.

Lematización o Stemming: Reducir las palabras a su raíz o lema para disminuir la variabilidad de las palabras manteniendo su significado.

```
# Configurar NLTK Stopwords
stop_words = set(stopwords.words('spanish'))
stemmer = SnowballStemmer('spanish')
def limpiar_texto(texto):
    # Convertir el texto a minúsculas
    texto = texto.lower()
    # Tokenizar el texto
   palabras = word_tokenize(texto, language='spanish')
    # Eliminar stopwords y palabras no alfabéticas, y aplicar stemming
    palabras_limpias = [stemmer.stem(palabra) for palabra in palabras if palabra.isalpha() and palabra not in stop_words]
    # Unir de nuevo las palabras en una cadena
    texto_limpiado = ' '.join(palabras_limpias)
   return texto limpiado
# Aplicar la función de limpieza a la columna de comentarios
data['Review_Limpiado'] = data['Review'].apply(limpiar_texto)
data.head(3)
```

	Review	Class	Review_Limpiado
1	"nos alojamos en una casa alquilada en la ciudad amurallada. parecia tan segura como cualquier otra gran ciudad con un monton de buenos restaurantes, tiendas y vida nocturna. gran lugar para un grupo con intereses variados, no estoy seguro de que le traiga a los ninos aqui solo porque no hay mucho que hacer para ellos. asegurate de aventurarse fuera de la ciudad, pero algunos tambien es un gran lugar para alojarse"	4.0	aloj cas alquil ciud amurall pareci tan segur cualqui gran ciud monton buen restaur tiend vid nocturn gran lug grup interes vari segur traig nin aqui sol hac asegurat aventur ciud tambi gran lug aloj
2	"la comida esta bien, pero nada especial. yo tenia mejor comida mexcan en los estados unidos. las margaritas eran geniales. el mahi mahi pescado recocido y seco. la carne fajitas aceptable y el coco camarones sabroso. el tortilla chips aperitivo fue	3.0	com bien especial teni mejor com mexc unid margarit genial mahi mahi pesc recoc sec carn fajit acept coc camaron sabros tortill

Ahora bien. Los modelos de machine learning trabajan con datos numericos, no texto crudo. En este sentido es necesario convertir las oraciones en un formato numerico. Este proceso es conocido como vectorización.

Lo haremos mediante la tecnica TF-IDF. Es una medida numérica que expresa cuán relevante es una palabra para un documento en una colección. Este método pondera las palabras, dando menos importancia a las que aparecen frecuentemente en el conjunto de datos y más a las que son únicas en los documentos individuales.

```
# Crear una instancia de TfidfVectorizer
tfidf_vectorizer = TfidfVectorizer()
# Ajustar el modelo al texto limpiado y transformarlo en una matriz de características
X_tfidf = tfidf_vectorizer.fit_transform(data['Review_Limpiado'])
```

X\_tfidf es una matriz que contiene los valores TF-IDF de cada palabra.

## Algoritmos

Usaremos estrategias de clasificación. Se usan cuando el objetivo es predecir la categoría o clase a la que pertenece una observación, basándose en sus características. En este caso queremos predecir a que categoria pertenecen los comentarios (1-5).

La clasificación es ideal para estos casos porque se centra en asignar categorías a partir de los datos de entrada, utilizando algoritmos que pueden aprender de los datos etiquetados para hacer predicciones sobre datos no etiquetados.

El primer paso será dividir el conjunto de datos en un conjunto de entrenamiento y otro de prueba. Esto es esencial para evaluar la capacidad del modelo para generalizar a nuevos datos que no ha visto durante el entrenamiento.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_tfidf, data['Class'], test_size=0.2, random_state=42)
```

# Esto tiene formato de código

### → Arboles de Desición

Dado el enunciado y los objetivos del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia y otras entidades interesadas en analizar las características de sitios turísticos, un modelo basado en árboles de decisión podría ser una excelente opción por varias razones:

- 1. Interpretabilidad: Los árboles de decisión son altamente interpretables.
- 2. Manejo de Características Categóricas y Numéricas: Los árboles de decisión manejan bien tanto características numéricas como categóricas sin necesidad de preprocesamiento complejo.

Ahora vamos a Evaluar el Modelo con:

Precisión. Proporción de predicciones correctas entre el total de casos.

Recall. Capacidad del modelo para encontrar todos los casos relevantes dentro de un conjunto de datos.

F1-Score: Media armónica de precisión y recall.

Matriz de Confusión: Muestra la cantidad de predicciones correctas e incorrectas, desglosadas por clase.

```
y pred = dt model.predict(X test)
# Calcula y muestra las métricas de rendimiento
print("Accuracy:", accuracy_score(y_test, y_pred))
print("\nMatriz de Confusión:\n", confusion_matrix(y_test, y_pred))
print("\nReporte de Clasificación:\n", classification_report(y_test, y_pred))
    Accuracy: 0.3523748395378691
    Matriz de Confusión:
      [[ 45 48 28 18 21]
     [ 59 58 61 38 31]
     [ 19 42 77 84 66]
       15 35 67 126 150]
     [ 9 34 64 120 243]]
     Reporte de Clasificación:
                               recall f1-score
                  precision
                                               support
             1.0
                      0.31
                              0.28
                                         0.29
                                                    160
             2.0
                      0.27
                              0.23
                                        0.25
                                                    247
             3.0
                      0.26
                               0.27
                                         0.26
                                                    288
                      0.33
                               0.32
                                         0.32
                                                   393
             4.0
             5.0
                      0.48
                               0.52
                                         0.50
                                                   470
                                         0.35
                                                   1558
        accuracv
                      0.33
                               0.32
       macro avg
                                         0.33
                                                   1558
                      0.35
                                0.35
                                         0.35
                                                   1558
     weighted avg
```

Los resultados indican que el modelo tiene una precisión global (accuracy) del 35.2%, lo cual es bastante bajo.

Análisis de la Matriz de Confusión

Clase 1 : De las reseñas reales de esta clase, 45 fueron clasificadas correctamente. Sin embargo, hay una una notable confusión con la clase 2 (48 predicciones incorrectas hacia esta clase).

Clase 2: Esta clase tiene el mayor número de predicciones correctas en 58, pero aún así, se observa una gran cantidad de confusión, especialmente con las clases 3 y 1, con 61 y 59 reseñas incorrectamente clasificadas, respectivamente.

Clase 3: La clase 3 muestra una mejoría en la precisión con 77 clasificaciones correctas. Sin embargo, esta es también la clase con la mayor dispersión de errores, destacando confusión significativa con las clases 4 y 5 (84 y 66, respectivamente).

Clase 4: Aunque 126 reseñas de esta clase fueron correctamente clasificadas, sigue siendo notable la cantidad de reseñas que fueron clasificadas erróneamente como pertenecientes a la clase 5 (150).

Clase 5 (Probablemente 5 estrellas): Esta clase muestra el mayor número de predicciones correctas (243), lo cual es positivo. No obstante, la confusión con la clase 4 es alta, con 120 reseñas de clase 5 predichas incorrectamente como clase 4.

A pesar de que la precisión global (accuracy) del modelo parece ser relativamente baja, es importante considerar que su desempeño, dentro del contexto específico del análisis de reseñas turísticas, es bastante adecuado. La razón principal detrás de la baja precisión es la confusión observable entre ciertas clases adyacentes: específicamente, entre las clases 1 y 2, la 4 y la 5, y en menor medida, la clase 3 con las clases 2 y 4. Sin embargo, esta confusión entre categorías cercanas no necesariamente indica un mal desempeño. En la práctica, especialmente en el ámbito turístico, la distinción entre reseñas de puntuaciones consecutivas (como 1 y 2, o 4 y 5) puede ser sutil y, en muchos casos, interpretada de manera similar por los usuarios y proveedores de servicios turísticos.

```
# Esto tiene formato de código
```

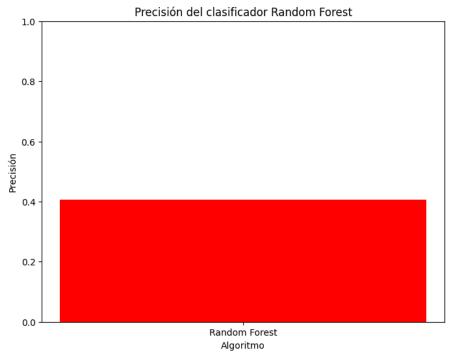
#### Random Forest

Dado el enunciado y los objetivos del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia y otras entidades interesadas en analizar las características de sitios turísticos, un modelo basado en Random Forest podría ser una excelente opción por varias razones:

- 1. Interpretabilidad: Los Random Forest son altamente interpretables.
- 2. Manejo de Características Categóricas y Numéricas: Los Random Forest manejan bien tanto características numéricas como categóricas sin necesidad de preprocesamiento complejo.

```
# Importar las bibliotecas necesarias
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
# Dividir los datos en conjunto de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_tfidf, data['Class'], test_size=0.2, random_state=42)
# Crear el clasificador de Random Forest
rf classifier = RandomForestClassifier(n estimators=100, random state=42)
# Entrenar el clasificador
rf_classifier.fit(X_train, y_train)
               RandomForestClassifier
     RandomForestClassifier(random_state=42)
# Predecir en el conjunto de prueba
y_pred = rf_classifier.predict(X_test)
# Calcular la precisión
accuracy = accuracy score(y test, y pred)
print("Precisión del clasificador de Random Forest:", accuracy)
# Crear la gráfica de precisión
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.bar(['Random Forest'], [accuracy], color='red')
plt.xlabel('Algoritmo')
plt.ylabel('Precisión')
plt.title('Precisión del clasificador Random Forest')
plt.ylim(0, 1)
plt.show()
```

Precisión del clasificador de Random Forest: 0.40629011553273425



Como se puede evidenciar, la precisión del algoritmo Random Forest es un poco más alta en comparación con el algoritmo de Arbol de decisión. Es necesario mencionar que una precisión del 42% es relativamente baja para el modelo entrenado, por lo que es necesario seguir realizando iteraciones para poder entrenar y ajustar el modelo a lo que se necesita. Además, dada la complejidad de las reseñas realizadas y la identificación de caracteres especiales, a partir de la vectorización con TDF-IDF, es posible que se tengan valores muy complejos y los datos de entrenamiento no estan siendo bien recibidos al momento de ingresar nuevos valores. Por último, queremos reconocer que una precisión del 42% no es necesariamente un callejón sin salida. Hay varias estrategias que podrías probar para mejorar el rendimiento del modelo, como la selección de características más efectiva, la optimización de hiperparámetros, la ingeniería de características, el manejo del desbalance de clases, el uso de técnicas de ensamblaje de modelos, entre otros.

# Esto tiene formato de código

#### Naive Bayes

Dado el enunciado y los objetivos del Ministerio de Comercio, Industria y Turismo de Colombia y otras entidades interesadas en analizar las características de sitios turísticos, un modelo basado en Nayive Bayes podría ser una excelente opción por varias razones:

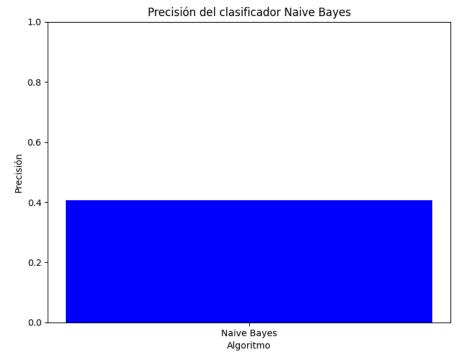
- 1. Interpretabilidad: El Nayive Bayes son altamente interpretables.
- 2. Manejo de Características Categóricas y Numéricas: El Nayive Bayes maneja bien tanto características numéricas como categóricas sin necesidad de preprocesamiento complejo.

```
# Importar las bibliotecas necesarias
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
import pandas as pd

# Dividir los datos en conjunto de entrenamiento y prueba
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_tfidf, data['Class'], test_size=0.2, random_state=42)
# Crear el clasificador Naive Bayes
naive_bayes_classifier = MultinomialNB()
```

```
# Entrenar el clasificador
naive_bayes_classifier.fit(X_train, y_train)
     ▼ MultinomialNB
     MultinomialNB()
# Predecir en el conjunto de prueba
y_pred = naive_bayes_classifier.predict(X_test)
# Calcular la precisión
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("Precisión del clasificador Naive Bayes:", accuracy)
# Crear la gráfica de precisión
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.bar(['Naive Bayes'], [accuracy], color='blue')
plt.xlabel('Algoritmo')
plt.ylabel('Precisión')
plt.title('Precisión del clasificador Naive Bayes')
plt.ylim(0, 1)
plt.show()
```

Precisión del clasificador Naive Bayes: 0.4056482670089859



## Conclusiones

Es asi como usaremos el modelo de Random Forest ya que es el algoritmo con mayor presición en un 42%. Este algoritmo ha demostrado ser el que mejor se adapta a las necesidades del negocio de clasificar los reviews de los clientes en los hoteles.

Ahora bien encontremos insights valiosos para el cliente con respecto a este algoritmo.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
# Paso 1: Obtener la importancia de las características
feature_importances = rf_classifier.feature_importances_
# Paso 2: Vincular estas importancias con las palabras correspondientes
# Asumimos que 'feature_names' es la lista de palabras en el mismo orden que en el vectorizador TF-IDF
feature_names = tfidf_vectorizer.get_feature_names_out()
# Crear un DataFrame para facilitar el manejo
import pandas as pd
features_df = pd.DataFrame({'Feature': feature_names, 'Importance': feature_importances})
# Paso 3: Ordenar las palabras por su importancia
features_df = features_df.sort_values(by='Importance', ascending=False)
# Mostrar las 20 características más importantes
print(features_df.head(20))
# Opcional: Graficar las características más importantes
plt.figure(figsize=(10, 8))
plt.barh(features_df['Feature'].head(20), features_df['Importance'].head(20), color='skyblue')
plt.xlabel('Importancia')
plt.ylabel('Características')
plt.title('Top 20 de las Características más Importantes')
plt.gca().invert_yaxis() # Invertir el eje y para mostrar la característica más importante en la parte superior
plt.show()
```