

eman ta zabal zazu



Universidad
del País Vasco

Euskal Herriko
Unibertsitatea

Sistemas de Apoyo a la Decisión

Ingeniería Informática de Gestión y Sistemas de Información

Informe LInUX

Autores:

Xabier Gabiña
Ibai Sologuestoa
Unai Garcia
Luken Bilbao

10 de mayo de 2024

Índice general

1. Tableau: Análisis de los Datos iniciales	6
1.1. Introducción	6
1.1.1. Bases	6
1.1.2. Objetivos	6
1.2. Descripción de los datos	6
1.3. Preprocesado de los datos	7
1.4. Generación de gráficos	7
1.4.1. ¿Por qué un histograma?	7
1.4.2. ¿Por qué un mapa?	7
1.4.3. Selección de los gráficos	8
2. Datos para clasificación: Análisis, Preproceso y Experimentación	11
2.1. Datos	11
2.1.1. División entre Train, Dev y Test	11
2.1.2. Distribución de las clases en cada conjunto	11
2.1.3. Distribución de las clases en cada conjunto	11
2.1.4. Descripción del preproceso	12
2.1.5. Primeros resultados	14
2.1.6. Descripción del Proceso de Submuestreo o Sobremuestreo	17
2.2. Algoritmos, link a la documentación y nombre de los hiperparámetros empleados	20
2.2.1. Experimentación: Algoritmos empleados y Breve Descripción	20
2.2.2. Conclusión sobre el Sentiment Analysis	20
3. Datos para el Topic Modeling: Experimentación	22
3.1. Algoritmos, link a la documentación y nombre de los hiperparámetros empleados	22
3.2. Experimentación: Algoritmos empleados y breve descripción	23
3.2.1. Preprocesado	23
3.2.2. Algoritmo de Asignación Latente de Dirichlet (LDA)	24
3.2.3. Algoritmo de Factorización de Matrices No Negativas (NMF)	24
3.3. Resultados	25
3.3.1. Resultados de British Airline	25
3.3.2. Resultados de Air France	28
3.4. Discusión sobre los descubrimientos realizados en la tarea de Topic Modeling	31
3.4.1. Descubrimientos sobre British Airline	31
3.4.2. Descubrimientos sobre Air France	33
3.5. Conclusión sobre la tarea de Topic Modeling	35
4. Anexo	36
4.1. Sentiment Analysis	36
4.1.1. KNN	36
4.1.2. Random Forest	38
4.1.3. Naive Bayes	40
4.2. Topic Modeling	43
4.2.1. Hiperparámetros en las valoraciones positivas de British Airline	43
4.2.2. Temas encontrados en las valoraciones positivas de British Airline	44
4.2.3. Hiperparámetros en las valoraciones neutras de British Airline	49
4.2.4. Temas encontrados en las valoraciones neutras de British Airline	50
4.2.5. Hiperparámetros en las valoraciones negativas de British Airline	52
4.2.6. Temas encontrados en las valoraciones negativas de British Airline	53

4.2.7.	Hiperparámetros en las valoraciones positivas de Air France	61
4.2.8.	Temas encontrados en las valoraciones positivas de Air France	62
4.2.9.	Hiperparámetros en las valoraciones neutras de Air France	69
4.2.10.	Temas encontrados en las valoraciones neutras de Air France	70
4.2.11.	Hiperparámetros en las valoraciones negativas de Air France	71
4.2.12.	Temas encontrados en las valoraciones negativas de Air France	72

Índice de figuras

1.1. Rating de British Airline y Air France	8
1.2. Rating de British Airline y Air France por estado de verificacion	9
1.3. Distribución de valoraciones	10
1.4. Valoraciones en base al tipo de vuelo	10
3.1. Coherencia de las valoraciones positivas de British Airline	25
3.2. Coherencia de las valoraciones neutras de British Airline	26
3.3. Coherencia de las valoraciones negativas de British Airline	27
3.4. Coherencia de las valoraciones positivas de Air France	28
3.5. Coherencia de las valoraciones neutras de Air France	29
3.6. Coherencia de las valoraciones negativas de Air France	30
4.1. Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de kNN	37
4.2. Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de random forest	39
4.3. Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de Naive Bayes con SMOTE	40
4.4. Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de Naive Bayes con Undersampling	41
4.5. Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de Naive Bayes con Oversampling	42

Índice de cuadros

1.1. Descripción de los datos	6
2.1. División Train y Dev	11
2.2. Distribución Train y Dev	11
2.3. Informe de clasificación de kNN	14
2.4. Matriz de confusión de kNN	14
2.5. Informe de clasificación de Random Forest	15
2.6. Matriz de confusión de Random Forest	15
2.7. Informe de clasificación de Naive Bayes con SMOTE	16
2.8. Matriz de confusión de Naive Bayes con SMOTE	16
2.9. Informe de clasificación de Naive Bayes con Undersampling	17
2.10. Matriz de confusión de Naive Bayes con Undersampling	17
2.11. Informe de clasificación de Naive Bayes con Oversampling	18
2.12. Matriz de confusión de Naive Bayes con Oversampling	18
2.13. Informe de clasificación de Naive Bayes con SMOTE	19
2.14. Matriz de confusión de Naive Bayes con SMOTE	19
4.1. Algoritmo KNN	37
4.2. Algoritmo random forest	39
4.3. Algoritmo Naive Bayes con Smote	40
4.4. Algoritmo Naive Bayes con Undersampling	41
4.5. Algoritmo Naive Bayes con Oversampling	41
4.6. Hiperparámetros en las valoraciones positivas de British Airline	43
4.7. Temas encontrados en las valoraciones positivas de British Airline	48
4.8. Hiperparámetros en las valoraciones neutras de British Airline	49
4.9. Temas encontrados en las valoraciones neutras de British Airline	51
4.10. Hiperparámetros en las valoraciones negativas de British Airline	52
4.11. Temas encontrados en las valoraciones negativas de British Airline	60
4.12. Hiperparámetros en las valoraciones positivas de Air France	61
4.13. Temas encontrados en las valoraciones positivas de Air France	68
4.14. Hiperparámetros en las valoraciones neutras de Air France	69
4.15. Temas encontrados en las valoraciones neutras de Air France	70
4.16. Hiperparámetros en las valoraciones negativas de Air France	71
4.17. Temas encontrados en las valoraciones negativas de Air France	77

Acrónimos

- kNN: k-Nearest Neighbors
- LDA: Latent Dirichlet Allocation
- BoW: Bag of Words
- Tf-Idf: Term frequency - Inverse document frequency

1. Tableau: Análisis de los Datos iniciales

1.1. Introducción

1.1.1. Bases

Para comenzar el proyecto, a modo de base, se nos hace entrega de un conjunto de datos masivo, con información sobre opiniones de clientes de los último 7 años sobre aerolíneas cuyos servicios han utilizado. Estas opiniones incluyen información sobre el tipo de asiento del cliente que opina, su ruta de vuelo, la aerolínea, la clase en la que viajaba... así como sus opiniones sobre aspectos concretos del vuelo, como la comodidad del asiento o la calidad de la comida.

Estos datos, tras una serie de procesados y homologaciones, han sido convertidos en un conjunto coherente de datos que compara las opiniones de nuestra aerolínea (British Airlines con nuestra principal competencia (Air France).

1.1.2. Objetivos

El objetivo principal de este estudio es encontrar patrones y relaciones dentro de dichos datos para poder proporcionar a la dirección de nuestra empresa una estrategia de mejora en uno o varios aspectos de la compañía.

1.2. Descripción de los datos

Titulo	Contenido	Descripción
Title	String, Cualitativo, Nominal	Breve descripción de la review
Name	String, Cualitativo, Ordinal	Nombre del que ha hecho la review
Airline	String, Cualitativo, Nominal	Nombre de la aerolínea
Date	Date, Cualitativo, Nominal	Fecha de la review
Verified	Boolean, Cualitativo, Nominal	Verificado o no
Reviews	String, Cuantitativo, Discreto	Texto de la reseña
Type of Traveller	String, Cualitativo, Nominal	Tipo de viajero
Route	String, Cualitativo, Nominal	Recorrido del vuelo
Class	String, Cualitativo, Nominal	Tipo de clase del vuelo
Seat Confort	Int, Cuantitativo, Discreto	Confort del asiento
Staff Service	Int, Cuantitativo, Discreto	Servicio del personal
Food and Beverages	Int, Cuantitativo, Discreto	Comidas y bebidas
Inflight Entertainment	Int, Cuantitativo, Discreto	Entretenimiento
Value For Money	Int, Cuantitativo, Discreto	Valor por dinero
Overall Rating	String, Cuantitativo, Discreto	Calificación general
Numerical Overall Rating	Int, Cuantitativo, Discreto	Puntuación numérica

Cuadro 1.1: Descripción de los datos

1.3. Preprocesado de los datos

A continuación, se describirán los distintos preprocesados a los que han sido sometidos los datos para su correcta representación en los gráficos de Tableau

Formateado de fechas EL formato de las fechas de los datos de British Airlines (dd-mm-yyyy) para que se ajustara al formatos del resto de aerolíneas (M yyyy, siendo M el nombre del mes en inglés). En este proceso se perderá información, concretamente el día en el que se escribe la opinión, pero no usaremos esa información para la realización de ningún gráfico. El mes y el año serán suficientes.

Eliminación o modificación de caracteres especiales En campos que contienen datos de tipo texto (como lo son los campos Title y Reviews), existe la presencia de caracteres que pueden dificultar el procesado de dicho texto. Por lo tanto, los caracteres de salto de línea, U+00a0, U+2013, "''*z caracteres en blanco al principio y al final de los campos se han eliminado o sustituido. Estos cambios no afectan al resultado de los gráficos ya que no utilizaremos este tipo de datos, pero es importante que todos los departamentos del equipo partamos de los mismos datos.

Reestructuración de la ruta de vuelo Para poder hacer el map chart en Tableau, necesitaremos formatear la manera en la que se representan las rutas de vuelo de los aviones. Para esto inicialmente deberemos dividir la ruta en origen, destino y "vía", que reflejará en qué aeropuerto se hace escala. Además de esto y, aunque no se haya realizado este preproceso todavía, es probable que tengamos que homologar el nombre de los aeropuertos y transformarlos todos en sus respectivo código de tres letras (por ejemplo, Madrid sería MAD), para que Tableau pueda localizarlos en el mapa. Si esta cambio no es suficiente, puede que tengamos que introducir de alguna manera las coordenadas de dichos aeropuertos en el dataset.

Opiniones negativas, neutras y positivas Aunque el dataset no nos de esta información, es preciso para conseguir unos gráficos comunicativos clasificar las opiniones de los usuarios en negativas, neutras y positivas, para poder centrarnos en las negativas, las cuales serán introducidas en este grupo por poseer una puntuación menor a 5.

1.4. Generación de gráficos

1.4.1. ¿Por qué un histograma?

Un histograma es un tipo específico de gráfico que tiene como objetivo representar las características de distintos vectores de la muestra de datos. En nuestro caso, utilizaremos este tipo de gráficos para encontrar patrones de comportamiento en clientes pertenecientes a grupos concretos. Por ejemplo, podríamos ver a golpe de vista si muchos clientes que reservaron un asiento en primera clase han puesto una mala calificación en el apartado de "Comodidad de asiento". Estas conclusiones nos ayudarán a nosotros y a nuestra empresa a centrar nuestros esfuerzos en mejorar unos servicios concretos. En este caso, nuestra empresa se centraría en mejorar la comodidad de únicamente los asientos de primera clase, en vez de cambiar todos los asientos de todos los aviones, lo cual supondría un coste mucho mayor.

1.4.2. ¿Por qué un mapa?

En nuestro caso particular, un mapa puede sernos de gran ayuda, al igual que los histogramas, a reconocer el origen de las malas reseñas y actuar con precisión consecuentemente. Nuestro map chart tendría como objetivo representar por medio de líneas las rutas que siguen los aviones de nuestra aerolínea, con el fin de dividir las opiniones de los usuarios según su ruta de vuelo. A través de esta

representación, se nos brinda la oportunidad de ver representado en un mapa del globo que tan buenas o malas calificaciones reciben las distintas rutas que ofrece nuestra aerolínea. Esto nos permitirá, por ejemplo, identificar un patrón de malas reseñas hacia nuestro personal de cabina en una ruta entre dos ciudades concretas. De esta manera, podríamos tratar el problema con el staff que trabaje en esta ruta concreta directa y personalmente, en vez de dar una charla a todo el personal de cabina que posee la empresa, lo cual sería mucho más caro y, teniendo en cuenta lo poco directa e impersonal que sería dicha solución, probablemente menos efectiva.

1.4.3. Selección de los gráficos

Dados los datos que tenemos, hemos generado un par de gráficos que creemos que son importantes destacar para incluir en los dashboards y en la historia. Para ver claramente la diferencia de rating entre British Airways y Air France, hemos generado un gráfico que representa las notas de las valoraciones entre las dos aerolíneas, siendo la línea roja Air France y la línea verde British Airways:

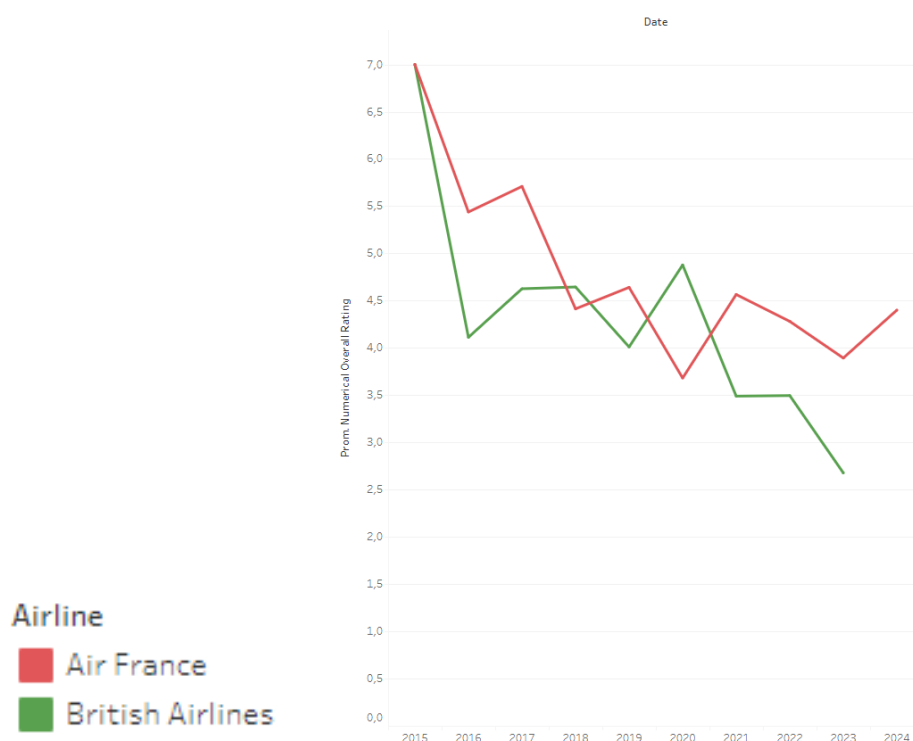


Figura 1.1: Rating de British Airline y Air France

Aquí se pueden ver claramente que las dos compañías tuvieron unas críticas muy positivas en 2015, pero rápidamente bajaron; la bajada no fue tan grande para Air France como para British Airlines. Al contrario que la empresa francesa, nosotros mejoramos un poco, pero al año siguiente, al igual que nuestra competencia, las valoraciones bajaron de nota. En 2019, nuestras valoraciones incrementaron exponencialmente, mientras que las de Air France siguieron bajando, pero ya en 2020 los franceses empezaron a tener muy buenas valoraciones mientras que nosotros no. Las conclusiones que podemos tomar de esto es que en 2019 hicimos algo muy bueno que a la gente le gustó, pero en 2020 todo se fue al garete y no estamos sabiendo recuperarnos, mientras que Air France se está sabiendo adaptar.

Algo que también hemos tenido en cuenta ha sido mirar si las valoraciones han sido verificadas o

no, para evitar el sabotaje. Con este gráfico podemos verlo mejor, siendo el naranja las verificadas y el azul las que no:

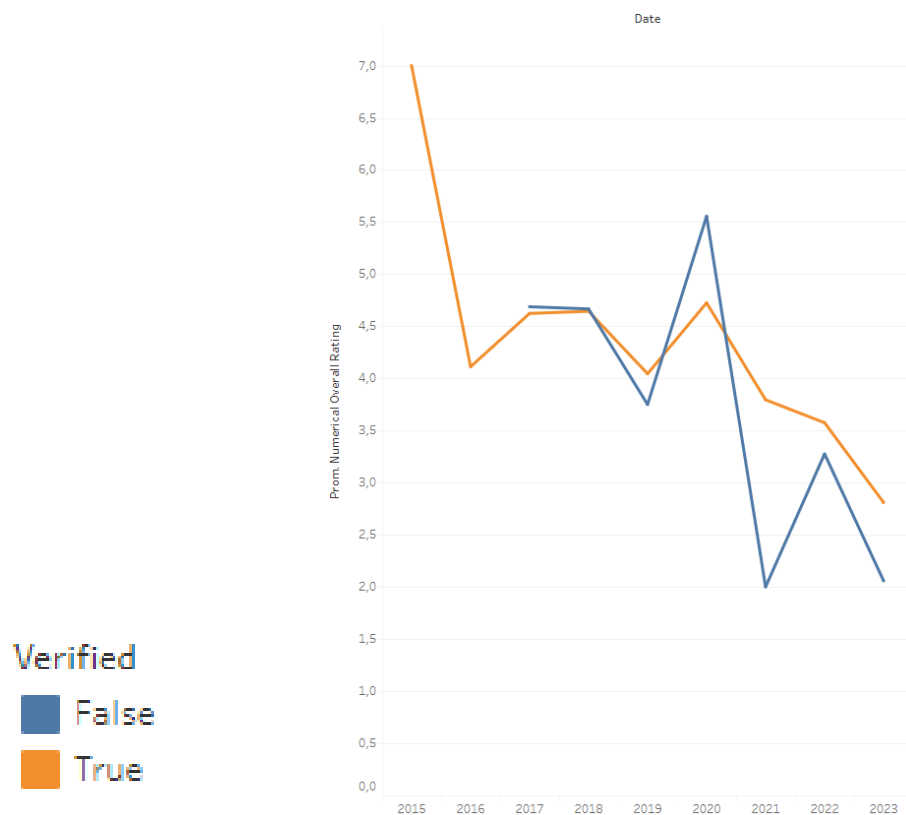


Figura 1.2: Rating de British Airline y Air France por estado de verificacion

Viendo este gráfico, podemos observar que al principio, las valoraciones no verificadas nos mostraban opiniones positivas, pero ya en 2021 ha habido una oleada de reseñas negativas, lo que nos lleva a suponer que ha habido un sabotaje.

Para ver más en resumen la cantidad de valoraciones negativas, medias y positivas, tenemos este gráfico resumen, siendo los rojos las críticas negativas, los naranjas las neutras y las verdes las positivas:

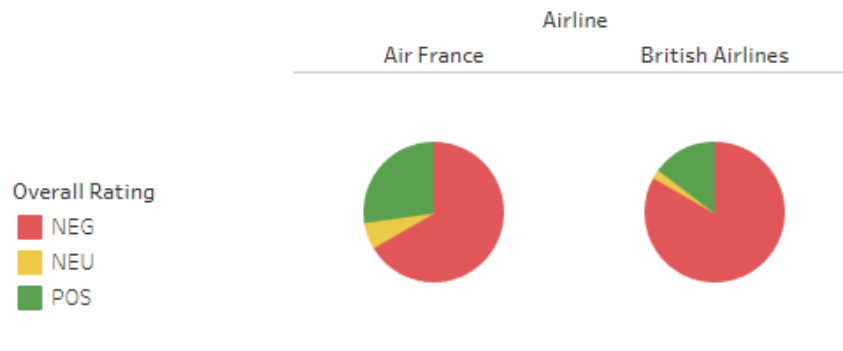


Figura 1.3: Distribución de valoraciones

Aquí claramente podemos ver que tenemos peores críticas que nuestra competencia.

Por último, tenemos un gráfico para ver las puntuaciones según las clases de vuelo:



Figura 1.4: Valoraciones en base al tipo de vuelo

Viendo esto, tenemos que mejorar sin duda la primera clase ya que las ultimas reviews esta siendo muy malas y por ultimo tendríamos que hacer cambios generales ya que todas las clases están obteniendo malas criticas.

2. Datos para clasificación: Análisis, Preproceso y Experimentación

2.1. Datos

2.1.1. División entre Train, Dev y Test

Separación de Datos Se ha separado los datos en Train y Dev en el programa con un split del 25 %. Esto asegura que tengamos suficientes datos para entrenar el modelo mientras reservamos una porción para la validación durante el desarrollo.

Conjunto de Test El conjunto de Test no se ha utilizado ya que no disponemos de el.

2.1.2. Distribución de las clases en cada conjunto

Conjunto De Datos	% de instancias	Num. de instancias
Train	75 %	6475
Dev	25 %	2158

Cuadro 2.1: División Train y Dev

2.1.3. Distribución de las clases en cada conjunto

Conjunto De Datos	Clase Neg	Clase Neutra	Clase Pos.
Train	2891	601	2975
Dev	964	201	992

Cuadro 2.2: Distribución Train y Dev

2.1.4. Descripción del preproceso

Droppear los datos Al principio de la etapa de preprocesamiento, siguiendo los tres clasificadores planteados se eliminaron las columnas que no pertenecían a cada uno o simplemente sobraban. Se eliminaron aquellas características que no aportaban información relevante o que podían introducir ruido en los modelos predictivos como la fecha de las reseñas, los nombres de los usuarios que han escrito las reseñas y también hemos optado por droppear el tipo de avión, ya que solo aparece en el british.

Separar los datos por tipos Para facilitar el análisis y la aplicación de distintos métodos estadísticos y algoritmos de aprendizaje automático, se clasificaron las variables en tres categorías principales: numéricas, categóricas y de texto. Las variables **numéricas** incluyen aquellas que expresan cantidades y todo tipo de número. Las variables **categóricas** representan grupos parecidos de texto que se van repitiendo y por último, las variables de **texto** contienen información en forma de cadenas de caracteres, las cuales requieren un procesamiento especial para su conversión y así ser utilizable en modelos predictivos.

Simplificar el texto Inicialmente, se verifica si hay columnas de texto para simplificar. Si es así, se procesa el texto de las respectivas columnas, primero se convierten todos los caracteres a minúsculas para estandarizar el texto, segundo se tokeniza el texto, es decir, se divide en palabras o tokens individuales, tercero se eliminan los números, cuarto se borran las palabras irrelevantes o stopwords en inglés, quinto se lematiza cada palabra para reducir las palabras a su raíz o forma base y finalmente, se eliminan los caracteres especiales como las diéresis que aparecen en palabras como Zürich que aunque en raras ocasiones aparecen.

Convertir las columnas categóricas en numéricas Se trabaja con las columnas que son categóricas, las que tienen un texto que se repite varias veces y que no tienen una gran cantidad de elementos diferentes, para ayudar a los modelos de aprendizaje lo que hacemos es coger las categorías de la columna y a cada valor diferente se le asigna un número distinto y cada vez que en esa columna aparezca ese dato aparecerá ese número, así hemos transformado correctamente una columna categórica a una numérica.

Procesar los missing values Cuando trabajamos con datos, es común encontrarnos con valores faltantes los cuales deben ser tratados para el correcto funcionamiento de nuestro modelo. Nuestras opciones son las siguientes:

- **Eliminar valores faltantes (Drop)** En este método eliminamos las filas que contienen valores faltantes. Esto significa que si una fila tiene al menos un valor faltante en cualquiera de sus columnas, la eliminamos por completo.
- **Imputar con la media** Reemplazamos los valores faltantes con la media de los valores existentes en esa columna.
- **Imputar con la mediana** Este método es similar al anterior, pero usamos la mediana en lugar de la media.
- **Imputar con la moda** Reemplazamos los valores faltantes con el valor más común en esa columna.

Nosotros de todas las opciones implementadas hemos optado por usar el drop, ya que para las columnas de texto imputar puede resultar difícil, además es más rápido y con la cantidad de filas existentes no debería ser un gran problema, aun así todas las opciones anteriores están implementadas aunque puede que den problemas con los textos.

Reescalar los datos Los métodos de reescalados de datos que están implementados son los siguientes:

- **MinMaxScaler** El método MinMaxScaler escala los datos llevándolos a un rango definido, generalmente entre 0 y 1. Esto se logra restando el valor mínimo de cada característica y luego dividiéndolo por el rango (valor máximo - valor mínimo). Es útil cuando los algoritmos requieren que los datos estén en un rango limitado o cuando no se puede operar con números negativos.
- **Normalizer** El Normalizer, por otro lado, escala cada muestra, es decir, cada fila de la matriz de características, para tener una longitud unitaria. Esto se hace utilizando la norma euclídea, que es con la que funciona sklearn por defecto. Este tipo de escalado es útil cuando se quiere que las características contribuyan proporcionalmente al resultado final.
- **MaxAbsScaler** MaxAbsScaler escala cada característica dividiendo cada valor por el valor absoluto máximo en esa característica. Esto tiene el efecto de situar los datos dentro del rango de -1 a 1
- **StandardScaler** El StandardScaler, elimina la media y escala los datos a la varianza unitaria. Esto significa que convierte los datos en una distribución con una media de cero y una desviación estándar de uno.

Para realizar el análisis de sentimientos, hemos utilizado Naive Bayes, por lo tanto, el reescalado no es crucial, ya que este algoritmo no se ve tan afectado como lo estaría kNN. Sin embargo, hemos aplicado el escalador MinMax para mantener los datos en valores positivos, dado que el Multinomial Naive Bayes presenta problemas con datos negativos.

Procesar el texto El procesamiento de texto es un componente fundamental, ya que sin el, el texto no sería utilizable para entrenar nuestro modelo, nosotros tenemos implementados dos métodos de procesamiento de texto, los cuales son:

TF-IDF el cual es una técnica que refleja la importancia de una palabra en un documento en relación con una colección de documentos, el corpus. Funciona calculando la frecuencia de una palabra en un documento TF y multiplicándola por la inversa de la frecuencia de esa palabra en el corpus IDF. Esto ayuda a ajustar el valor de las palabras comunes que aparecen en muchos documentos y son menos informativas que las palabras que aparecen en menos documentos.

BOW es un modelo más simple que crea un saco de todas las palabras en los documentos, sin tener en cuenta el orden o la estructura del texto. Cada documento se representa como un vector en un espacio multidimensional donde cada dimensión corresponde a una palabra del corpus, y el valor en esa dimensión es la frecuencia de la palabra en el documento.

Nosotros por obvias razones hemos optado por utilizar el TF-IDF por ser un método más avanzado y el que nos puede dar mejores resultados a la hora de entrenar el modelo

2.1.5. Primeros resultados

Teniendo en cuenta que consideramos que después de hacer lo comentado en el apartado de muestreo se selecciona SMOTE para balancear las clases, ya que sin el como hemos visto en el apartado de distribución de las clases la clase neutra no estaría muy balanceada y podría resultar en menor capacidad de predicción de la anterior.

Los primeros resultados que obtuvimos eran poco alentadores, probamos con diferentes algoritmos para probar sus respectivos rendimientos con nuestros datos, primero probamos a hacer kNN:

Algoritmo:

kNN

Mejores parámetros:

algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 3, p: 1, weights: distance

Mejor puntuación:

0.780552

F1-score micro:

0.810231

F1-score macro:

0.796172

Informe de clasificación:

	Precision	Recall	F1Score	Support
Negativa	0.79	0.60	0.68	188
Neutra	0.85	1.00	0.92	218
Positiva	0.78	0.81	0.79	200
Accuracy			0.81	606
Macro avg	0.81	0.80	0.80	606
Weighted avg	0.81	0.81	0.80	606

Cuadro 2.3: Informe de clasificación de kNN

Matriz de confusión:

	Predicción Negativa	Predicción Neutra	Predicción Positiva	Real Total
Real Negativa	112	30	46	188
Real Neutra	1	217	0	218
Real Positiva	29	9	162	200
Predicción Total	142	256	202	

Cuadro 2.4: Matriz de confusión de kNN

Sorpresivamente los resultados son bastante positivos, aunque el tiempo de ejecución en este caso fue mucho mayor al de Naive Bayes, siguiendo nuestras pruebas decidimos ejecutar el algoritmo random forest el cual creemos que sera aun más positivo ya que se puede considerarse más complejo que el kNN:

Algoritmo:
Random Forest
Mejores parámetros:
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1,
min_samples_split: 10, n_estimators: 50
Mejor puntuación:
0.7853206544138149
F1-score micro:
0.7557755775577558
F1-score macro:
0.7523710398326774
Informe de clasificación:

	Precision	Recall	F1Score	Support
Negativa	0.58	0.82	0.68	188
Neutra	0.98	0.88	0.93	218
Positiva	0.78	0.56	0.65	200
Accuracy			0.76	606
Macro avg	0.78	0.75	0.75	606
Weighted avg	0.79	0.76	0.76	606

Cuadro 2.5: Informe de clasificación de Random Forest

Matriz de confusión:

	Predicción Negativa	Predicción Neutra	Predicción Positiva	Real Total
Real Negativa	154	3	31	188
Real Neutra	25	192	1	218
Real Positiva	87	1	112	200
Predicción Total	266	196	144	

Cuadro 2.6: Matriz de confusión de Random Forest

Después de ejecutar el Random Forest observamos que la 'mejora' es casi inexistente, de hecho el F1 macro y micro se ven reducidos, por lo que ahora lo único que nos toca es ejecutar el Naive Bayes:

Algoritmo:
Naive Bayes
Mejores parámetros:
alpha: 0.0001, fit_prior: True
Mejor puntuación:
0.852141
F1-score micro:
0.876237
F1-score macro:
0.869290
Informe de clasificación:

	Precision	Recall	F1Score	Support
--	-----------	--------	---------	---------

Negativa	0.86	0.72	0.78	188
Neutra	0.98	1.00	0.99	218
Positiva	0.79	0.89	0.84	200
Accuracy			0.88	606
Macro avg	0.87	0.87	0.87	606
Weighted avg	0.88	0.88	0.87	606

Cuadro 2.7: Informe de clasificación de Naive Bayes con SMOTE

Matriz de confusión:

	Predicción Negativa	Predicción Neutra	Predicción Positiva	Real Total
Real Negativa	136	5	47	188
Real Neutra	1	217	0	218
Real Positiva	22	0	178	200
Predicción Total	159	222	225	

Cuadro 2.8: Matriz de confusión de Naive Bayes con SMOTE

En donde si que vemos una mejora bastante en todos los apartados.

Hay que tener en cuenta que las 3 pruebas han sido ejecutadas con todos los datos, al hacerlo solo con el texto pierde puntuación y si es solo con los atributos aun más.

2.1.6. Descripción del Proceso de Submuestreo o Sobremuestreo

Al principio probamos con undersampling, porque creíamos que había suficientes datos como para poder reducir la cantidad y que el modelo aun pudiese seguir prediciendo correctamente, pero después de testear la teoría y obtener un resultado por debajo de lo esperado **Peor puntuación:**

Algoritmo:

Naive Bayes

Mejores parámetros:

alpha: 0.0001, fit_prior: False

Mejor puntuación:

0.304967

F1-score micro:

0.605095

F1-score macro:

0.371290

Informe de clasificación:

	Precision	Recall	F1Score	Support
Negativa	0.30	0.09	0.14	34
Neutra	0.40	0.16	0.23	25
Positiva	0.64	0.90	0.75	98
Accuracy			0.61	157
Macro avg	0.45	0.38	0.37	157
Weighted avg	0.53	0.61	0.53	157

Cuadro 2.9: Informe de clasificación de Naive Bayes con Undersampling

Matriz de confusión:

	Predicción Negativa	Predicción Neutra	Predicción Positiva	Real Total
Real Negativa	3	2	29	34
Real Neutra	1	4	20	25
Real Positiva	6	4	88	98
Predicción Total	10	10	157	

Cuadro 2.10: Matriz de confusión de Naive Bayes con Undersampling

Decidimos optar por trabajar con oversampling, y aunque mejor no era lo suficientemente bueno **Puntuacion media:**

Algoritmo:

Naive Bayes

Mejores parámetros:

alpha: 0.0001, fit_prior: False

Mejor puntuación:

0.650664
F1-score micro:
0.746534

F1-score macro:
0.670594

Informe de clasificación:

	Precision	Recall	F1Score	Support
Negativa	0.65	0.73	0.69	195
Neutra	0.97	1.00	0.99	204
Positiva	0.40	0.29	0.34	106
Accuracy			0.75	505
Macro avg	0.67	0.67	0.67	505
Weighted avg	0.73	0.75	0.74	505

Cuadro 2.11: Informe de clasificación de Naive Bayes con Oversampling

Matriz de confusión:

	Predicción Negativa	Predicción Neutra	Predicción Positiva	Real Total
Real Negativa	142	6	47	195
Real Neutra	0	204	0	204
Real Positiva	75	0	31	106
Predicción Total	217	210	78	

Cuadro 2.12: Matriz de confusión de Naive Bayes con Oversampling

En ese momento nos vino a la cabeza el examen de laboratorio y decidimos usar la técnica SMOTE, la cual funciona como el oversampling pero en vez de ir repitiendo datos genera datos artificiales, lo que aumenta el ruido en nuestro modelo y mejora contra el posible overfitting aunque todavía hay que tener cuidado, al usar el método comentado obtuvimos resultados muy positivos **Mejor puntuación:**

Algoritmo:

Naive Bayes

Mejores parámetros:

alpha: 0.0001, fit_prior: True

Mejor puntuación:

0.852141

F1-score micro:

0.876237

F1-score macro:

0.869290

Informe de clasificación:

	Precision	Recall	F1Score	Support
Negativa	0.86	0.72	0.78	188

Neutra	0.98	1.00	0.99	218
Positiva	0.79	0.89	0.84	200
Accuracy			0.88	606
Macro avg	0.87	0.87	0.87	606
Weighted avg	0.88	0.88	0.87	606

Cuadro 2.13: Informe de clasificación de Naive Bayes con SMOTE

Matriz de confusión:

	Predicción Negativa	Predicción Neutra	Predicción Positiva	Real Total
Real Negativa	136	5	47	188
Real Neutra	1	217	0	218
Real Positiva	22	0	178	200
Predicción Total	159	222	225	

Cuadro 2.14: Matriz de confusión de Naive Bayes con SMOTE

Siendo esta nuestra mejor opción, decidimos usar el método recién implementado para nuestro clasificador de sentimientos.

2.2. Algoritmos, link a la documentación y nombre de los hiperparámetros empleados

2.2.1. Experimentación: Algoritmos empleados y Breve Descripción

■ Multinomial Naive Bayes:

- Hiperparámetros: alpha: (0.00000001, 0.0001, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0, 2.0) y fit_prior: (true, false)
- Link: Sklearn MultinomialNB

Este modelo asume una distribución multinomial para la probabilidad de diferentes resultados y es efectivo para trabajar con características que representan frecuencias de eventos. En este caso el alpha es el smoothing de laplace y es lo que se suma para que los datos no tengan un 0 como probabilidad.

■ Random forest:

- Hiperparámetros: n_estimators: (50), criterion: (gini), max_depth: (5, 10), min_samples_split: (2, 5, 10), min_samples_leaf: (1, 2, 4), max_features: (sqrt, log2), bootstrap: (false)
- Link: Sklearn Random Forest

Esta técnica opera mediante la creación de múltiples árboles de decisión para realizar predicciones más precisas. En esencia, cada árbol de decisión en el bosque considera una muestra aleatoria de los datos y realiza una votación sobre la predicción final, reduce mucho el posible overfitting causado por los decision trees.

■ kNN:

- Hiperparámetros: n_neighbors: (3, 5, 7, 9, 11), weights: (uniform, distance), algorithm: (auto), leaf_size: (20, 30, 40), p: (1, 2)
- Link: Sklearn kNN

Este método se basa en clasificar un nuevo punto de datos basándose en la mayoría de votos de sus k vecinos más cercanos

2.2.2. Conclusión sobre el Sentiment Analysis

Como conclusión decir que hemos seleccionado el algoritmo Naive Bayes sobre Random Forest o KNN para el análisis de sentimientos de reseñas debido a varias razones clave. Primero, Naive Bayes es notablemente más rápido en términos de tiempo de entrenamiento y predicción, lo cual es crucial cuando se trabaja con grandes volúmenes de datos de texto. Además, a pesar de su simplicidad, Naive Bayes nos ha demostrado ser muy efectivo en tareas de clasificación de texto siendo el algoritmo que mejor resultados nos otorga. Por otro lado, modelos como Random Forest y KNN pueden ser computacionalmente costosos y menos eficientes en el manejo de datos de texto grandes.

La elección de SMOTE (Synthetic Minority Oversampling Technique) sobre métodos tradicionales de oversampling o undersampling en el análisis de sentimientos de reseñas se fundamenta en su capacidad para generar muestras sintéticas que ofrecen una representación más rica y diversa de la clase minoritaria. A diferencia del oversampling, que simplemente replica instancias existentes y puede conducir a un overfitting, SMOTE crea nuevas instancias sintéticas que ayudan a los modelos de aprendizaje automático a generalizar mejor. Por otro lado, el undersampling puede resultar en la pérdida de información valiosa al eliminar instancias de otras clases. SMOTE permite preservar esta información

crítica mientras equilibra las clases, lo que resulta en un modelo más robusto y preciso para el análisis de sentimientos

3. Datos para el Topic Modeling: Experimentación

3.1. Algoritmos, link a la documentación y nombre de los hiperparámetros empleados

- Algoritmos
 - Latent Dirichlet Allocation (LDA)
 - Non-Negative Matrix Factorization (NMF)
- Link a la documentación
 - Gensim - LDA Model
 - Gensim - Tutorial - Run LDA
 - Gensim - NMF Model
 - Gensim - Tutorial - NMF Model
 - Gensim - Coherence Model
 - Gensim - Article - Coherence
- Nombre de los hiperparámetros empleados
 - Title
 - Reviews

3.2. Experimentación: Algoritmos empleados y breve descripción

3.2.1. Preprocesado

Lo primero para realizar los experimentos de Topic Modeling es preprocesar los datos. Dado que los algoritmos de Topic Modeling trabajan con texto, es necesario realizar un preprocesado muy enfocado en la limpieza de los mensajes. Para ello, se han seguido los siguientes pasos:

1. Eliminar todas las columnas que no sean de texto.
2. Eliminar las filas que no contengan información.
3. Pasamos todo el texto a minúsculas
4. Tokenizamos el texto (dividimos el texto en palabras).
5. Borramos los números (ya que no aportan información en este caso)
6. Borramos las stopwords (palabras comunes que no aportan información).
7. Lemmatizamos el texto (reducimos las palabras a su raíz).
8. Unimos todas las columnas de texto en una sola (Gensim solo acepta un texto).
9. Generamos bigramas (se ha optado por no generar trigramas ya que no aportaban información en las pruebas realizadas).

De esta forma obtenemos un texto limpio y listo para ser procesado por los algoritmos de Topic Modeling.

Para elegir el algoritmo a trabajar hemos tenido que elegir entre las dos categorías de algoritmos de clustering, “*hard clustering*” y “*soft clustering*”

Los algoritmos Hard Clustering suelen ser algoritmos mas sencillos y rápidos pero suelen ser menos precisos y **no permiten el solapamiento de topicos**, cualidad deseable para la tarea de Topic Modeling. A esta categoría pertenece el algoritmo **K-Means** y **Nearest Neighbors**.

Los algoritmos Soft Clustering son algoritmos más complejos y lentos pero permiten el solapamiento de topicos dado que la pertenencia de un documento es probabilística y no binaria. A esta categoría pertenecen algoritmos como **LDA**, **NMF** o **GMM**.

3.2.2. Algoritmo de Asignación Latente de Dirichlet (LDA)

Con el texto preprocesado ya podemos aplicar el algoritmo elegido, LDA. El algoritmo de Asignación Latente de Dirichlet (LDA, por sus siglas en inglés) es un método popular para el modelado de temas en un conjunto de documentos. Su funcionamiento es el siguiente:

1. Se decide el número de temas que se quieren extraer.
2. Cada tema se representa como una distribución de palabras distribuida de forma aleatoria.
3. Cada documento se representa como una distribución de temas distribuida de forma aleatoria.
4. Para cada documento se recorre cada palabra y se calcula la probabilidad de que la palabra pertenezca a cada tema.
5. Se asigna a la palabra un nuevo tema basado en la probabilidad calculada.
6. Se repiten los pasos 3 y 4 hasta que converja.

En este caso, la ejecución del algoritmo corre a cargo de la librería Gensim, la cual nos proporciona una interfaz sencilla para trabajar con LDA. Además, para evaluar la calidad de los temas generados, se ha utilizado la métrica de coherencia. La coherencia puede ser calculada de varias formas, nosotros, usaremos tanto **umass** como **c.v.** De esta forma podemos seleccionar el número de temas que mejor se ajuste a nuestros datos.

La ventaja de usar LDA es que es un **algoritmo no supervisado**, por lo que no necesita etiquetas para entrenar. LDA es uno de los métodos más populares para el modelado de tópicos debido a ser un **método probabilístico** y permitir el **solapamiento de tópicos**. Además, es un algoritmo muy flexible y puede ser aplicado a cualquier conjunto de documentos. Por otro lado, LDA tiene algunas desventajas. Por ejemplo, es un algoritmo muy lento y puede ser difícil de interpretar. Además, es difícil de ajustar y puede ser **difícil de converger**.

3.2.3. Algoritmo de Factorización de Matrices No Negativas (NMF)

El algoritmo de Factorización de Matrices No Negativas (NMF, por sus siglas en inglés) es otro método popular para el modelado de temas en un conjunto de documentos. Su funcionamiento es el siguiente:

1. Se decide el número de temas que se quieren extraer.
2. Se inicializan dos matrices, una que representa los documentos y otra que representa los temas.
3. Se calcula la distancia entre las dos matrices y se actualizan las matrices para minimizar la distancia.
4. Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que converja.

Al igual que con LDA, la ejecución del algoritmo corre a cargo de Gensim. Para evaluar la calidad de los temas generados, se ha utilizado la métrica de coherencia. No obstante, los resultados obtenidos con NMF no han sido satisfactorios, por lo que hemos decidido centrarnos en LDA.

3.3. Resultados

3.3.1. Resultados de British Airline

Valoraciones Positivas

La primera muestra de datos sobre la que trabajaremos será la de las valoraciones positivas de nuestra empresa, British Airline. Disponemos de un total de 403 valoraciones positivas, las cuales hemos procesado y analizado para extraer los temas más relevantes. Para ello, hemos ejecutado nuestro algoritmo de LDA con distintos hiperparámetros 4.2.1 y hemos obtenido los siguientes resultados:

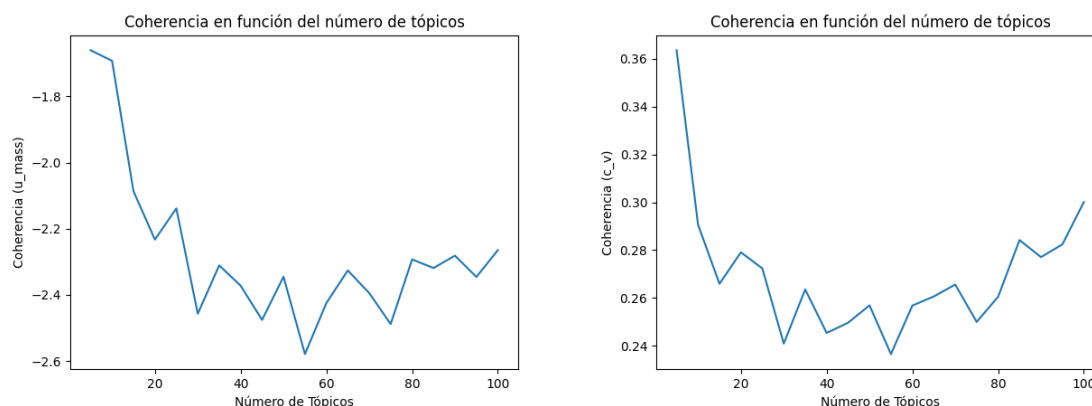


Figura 3.1: Coherencia de las valoraciones positivas de British Airline

A pesar de que las graficas no son muy claras mostrando algun que otro diente de sierra, podemos intuir que el numero de temas optimos se encuentra entre el 20 y el 50. En nuestro caso hemos ido con el valor de 30 ya que al analizar los temas obtenidos es el que hemos visto de forma más clara la interpretación de los mismos.

Valoraciones Neutra

La segunda muestra de datos sobre la que trabajaremos será la de las valoraciones neutras de nuestra empresa, British Airline. Disponemos de un total de 114 valoraciones neutras, las cuales hemos procesado y analizado para extraer los temas más relevantes. Para ello, hemos ejecutado nuestro algoritmo de LDA con distintos hiperparámetros 4.2.3 y hemos obtenido los siguientes resultados:

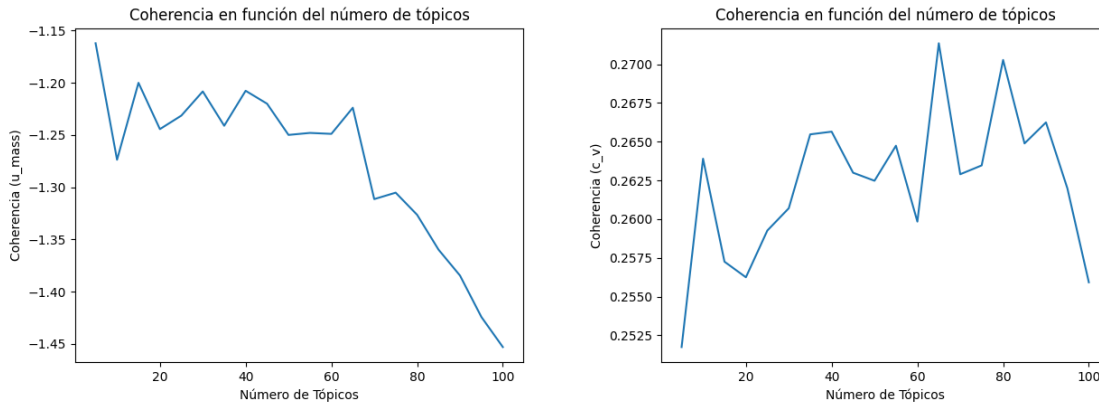


Figura 3.2: Coherencia de las valoraciones neutras de British Airline

En este caso, las graficas son bastante diferentes entre si teniendo el c_v bastantes picos en todo su recorrido. La u_{mass} , en cambio, tiene un inicio bastante estable sobre todo a partir de los cinco topicos. Esto y una lectura de los temas nos ha llevado a seleccionar el valor de 10 como el numero de topicos optimo.

Valoraciones Negativas

La tercera muestra de datos sobre la que trabajaremos será la de las valoraciones negativas de nuestra empresa, British Airline. Disponemos de un total de 810 valoraciones negativas, las cuales hemos procesado y analizado para extraer los temas más relevantes. Para ello, hemos ejecutado nuestro algoritmo de LDA con distintos hiperparámetros 4.2.5 y hemos obtenido los siguientes resultados:

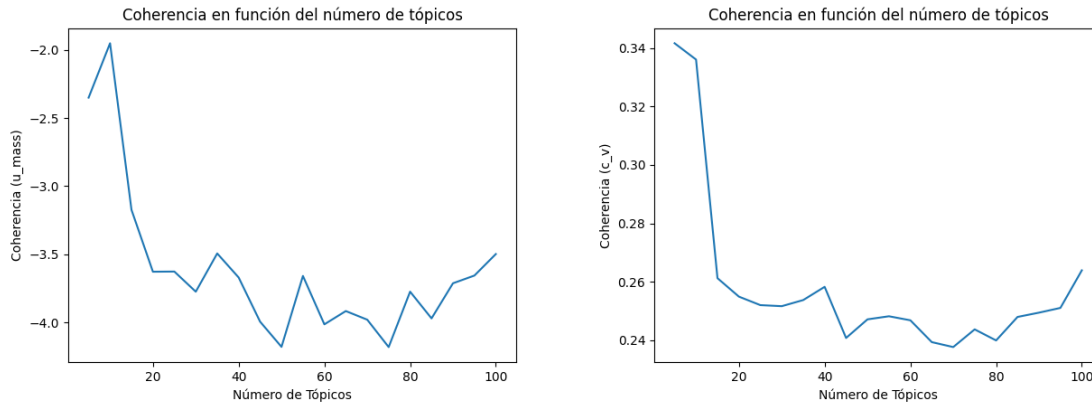


Figura 3.3: Coherencia de las valoraciones negativas de British Airline

En esta ocasión ambas gráficas son bastante parecidas y claras teniendo nada más que dos posibles codos en nuestra opinión. Uno inicial entre el 20 y el 40 y otro entre el 40 y el 60. Al igual que en el resto de casos, hemos valorado la calidad de los temas obtenidos en los diferentes valores y hemos seleccionado el valor de 50 como el número de tópicos óptimo.

3.3.2. Resultados de Air France

Valoraciones Positivas

La primera muestra de datos sobre la que trabajaremos será la de las valoraciones positivas de nuestra competencia, Air France. Disponemos de un total de 305 valoraciones positivas, las cuales hemos procesado y analizado para extraer los temas más relevantes. Para ello, hemos ejecutado nuestro algoritmo de LDA con distintos hiperparámetros 4.2.7 y hemos obtenido los siguientes resultados:

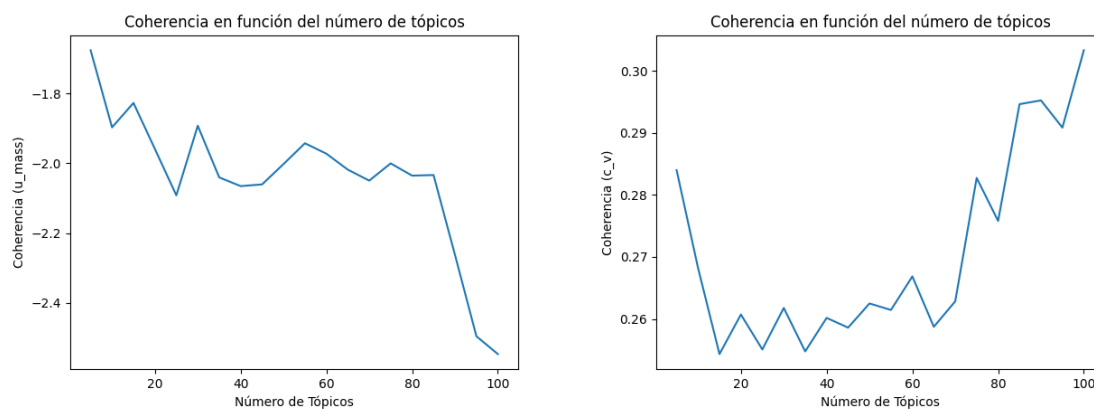


Figura 3.4: Coherencia de las valoraciones positivas de Air France

En estas graficas podemos ver especialmente en la umass un codo bastante claro en el valor 40, punto, en el que en la grafica de c_v marca un poco el limite antes de empezar a subir. Es por esto que hemos seleccionado el valor de 40 como el numero de topicos optimo.

Valoraciones Neutra

La segunda muestra de datos sobre la que trabajaremos será la de las valoraciones neutras de nuestra competencia, Air France. Disponemos de un total de 53 valoraciones neutras, las cuales hemos procesado y analizado para extraer los temas más relevantes. Para ello, hemos ejecutado nuestro algoritmo de LDA con distintos hiperparámetros 4.2.9 y hemos obtenido los siguientes resultados:

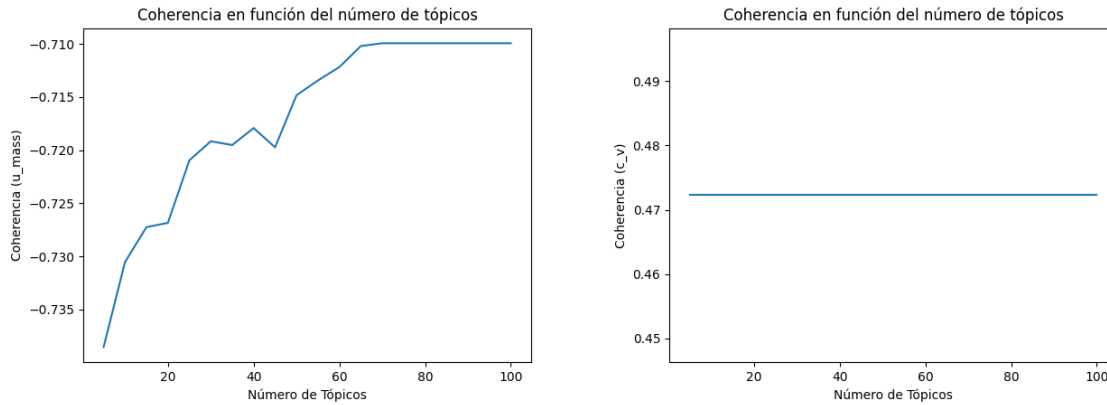


Figura 3.5: Coherencia de las valoraciones neutras de Air France

En este caso poco vamos a poder sacar de los graficos debido al bajo numero de datos. El u_{mass} no deja de subir y el c_v tiene un valor constante en todo su recorrido. Aunque hemos seleccionado el valor de 5 como el numero de topicos optimos, la realidad es que no se puede obtener nada de estos valores.

Valoraciones Negativas

La tercera muestra de datos sobre la que trabajaremos será la de las valoraciones negativas de nuestra competencia, Air France. Disponemos de un total de 443 valoraciones negativas, las cuales hemos procesado y analizado para extraer los temas más relevantes. Para ello, hemos ejecutado nuestro algoritmo de LDA con distintos hiperparámetros 4.2.11 y hemos obtenido los siguientes resultados:

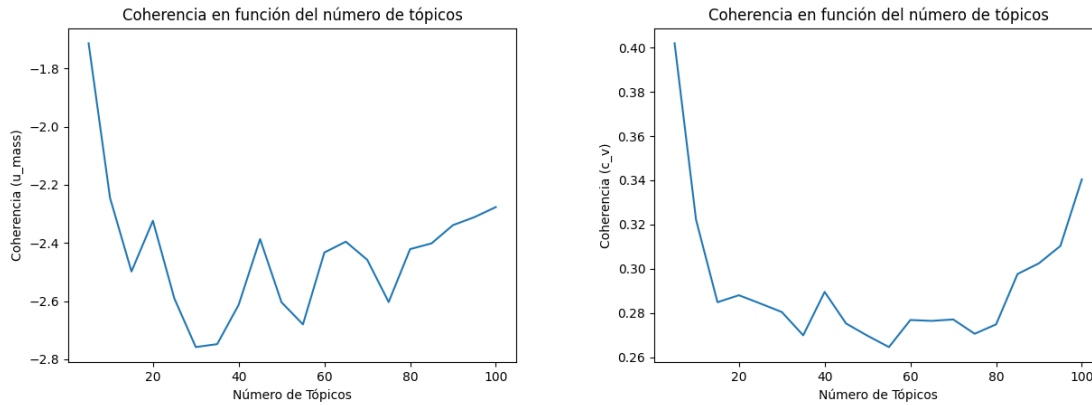


Figura 3.6: Coherencia de las valoraciones negativas de Air France

En lo que respecta a estas graficas lo principal que puedo apreciar es que la grafica del c_v se mantiene bastante estable en practicamente todo el recorrido especialmente entre los codos de los 20 y los 40 y los 60 y 80. Tras analizar ambos codos hemos seleccionado el valor de 30 como el numero de topicos optimos principalmente porque los valores entre el 60 y 80 daban topicos repetidos o muy parecidos que apenas aportaban valor e incluso entorpecian la labor.

3.4. Discusión sobre los descubrimientos realizados en la tarea de Topic Modeling

3.4.1. Descubrimientos sobre British Airline

Valoraciones positivas

En general, la aerolínea ofrecen una experiencia premium con características que incluyen una tripulación amistosa, aviones cómodos y un sistema de entretenimiento robusto. Los vuelos de clase ejecutiva y primera clase destacan por sus menús de alta calidad y opciones de comidas y bebidas variadas, además de acceso a lounges exclusivos y abordaje temprano. Los vuelos de bajo costo brindan un servicio básico, pero pueden ofrecer un valor considerable para pasajeros con presupuestos ajustados.

El servicio a bordo suele ser amigable, aunque puede ser lento en ocasiones. Los problemas comunes incluyen retrasos, problemas con el equipaje y limitaciones de espacio, especialmente en clase económica. A pesar de esto, el personal de cabina a menudo se destaca por su amabilidad y disposición para ayudar. Los vuelos con el Airbus A380 tienden a ser más espaciosos y ofrecer mejores opciones de comida, aunque el servicio puede variar según la aerolínea.

El servicio en clase económica premium y económica estándar puede ser incómodo debido a la falta de espacio para las piernas, pero es apreciado por ser accesible y ofrecer entretenimiento a bordo. Los servicios en línea, como el check-in y el seguimiento de vuelos, facilitan el proceso, pero la comodidad y el horario de los vuelos pueden verse afectados por factores externos.

Todos los datos sobre los resultados de las valoraciones positivas de British Airline se encuentran en la tabla 4.2.2.

Valoraciones neutras

Los vuelos en clase business y clase ejecutiva se destacan por su servicio personalizado y cabinas amplias, proporcionando un ambiente cómodo para los pasajeros. El acceso a lounges exclusivos y la oferta de comidas servidas contribuyen a una experiencia premium. Los pasajeros de clase ejecutiva tienden a valorar la calidad y eficiencia del servicio, notando la atención excepcional por parte del personal y la comodidad de las cabinas.

Los vuelos desde y hacia el aeropuerto de Heathrow ofrecen una variedad de servicios que mejoran la experiencia del pasajero. Esto incluye un proceso de abordaje eficiente, inflight entertainment, y opciones de comida. El aeropuerto de Heathrow, en general, es conocido por tener un sistema de check-in eficiente y personal atento, lo cual agrega a la experiencia positiva del vuelo.

En la clase económica, British Airways busca ofrecer un servicio de calidad que mantenga la comodidad del pasajero. Los vuelos de larga distancia ofrecen una variedad de opciones de entretenimiento y comidas, permitiendo a los pasajeros disfrutar de un viaje confortable. Los lounges y el servicio de cabina son vistos como lugares de comodidad, donde el personal es servicial y se ofrecen comodidades adicionales.

En la clase club, el servicio es eficiente y se brinda una experiencia premium, con comidas y bebidas que distinguen esta clase de la económica. Los pasajeros en esta clase suelen disfrutar de una tripulación dedicada, aviones modernos y servicios adicionales como inflight entertainment y cabinas más cómodas.

En resumen, las valoraciones neutrales reflejan una experiencia generalmente positiva en vuelos de clase business y clase ejecutiva, especialmente en rutas desde y hacia el aeropuerto de Heathrow. El personal atento, el servicio eficiente y las comodidades ofrecidas, como inflight entertainment y opciones de comida, son aspectos valorados por los pasajeros

Todos los datos sobre los resultados de las valoraciones neutras de British Airline se encuentran en la tabla 4.2.4.

Valoraciones negativas

El servicio y la actitud del personal son fuentes importantes de descontento. Si bien algunos pasajeros encuentran al personal amigable y servicial, muchas otras experiencias apuntan a actitudes negativas, falta de atención personalizada e inconsistencia en el servicio. Los pasajeros también informan dificultades con el proceso de check-in, así como con el embarque y desembarque

La calidad del equipamiento es otro punto de preocupación. Se menciona el uso de aviones desgastados y antiguos, lo que afecta tanto la comodidad como la experiencia de vuelo. Esto incluye quejas sobre asientos incómodos, espacio limitado y sistemas de entretenimiento que suelen ser anticuados y con opciones reducidas. En vuelos de clase económica y ejecutiva, las comodidades pueden ser escasas y el espacio para las piernas insuficiente, lo que genera incomodidad durante el viaje.

El manejo del equipaje y las largas esperas también contribuyen al descontento. Los pasajeros informan problemas con el equipaje perdido, así como retrasos y cancelaciones que afectan negativamente la experiencia general. Los vuelos de conexión y corta distancia suelen ser impredecibles, con demoras y problemas para coordinar el equipaje y el horario de los vuelos

En cuanto al inflight entertainment y otras comodidades a bordo, se destaca la falta de opciones y el mal funcionamiento de los sistemas, lo cual puede ser frustrante para los pasajeros. La falta de espacio, especialmente en vuelos de clase ejecutiva, y la calidad deficiente del servicio de catering son preocupaciones frecuentes

Los vuelos de aerolíneas de bajo costo tienden a ofrecer un servicio básico y limitado, sin atención personalizada. Los pasajeros también experimentan problemas con la coordinación del equipaje y el manejo de vuelos de conexión, lo que genera largas esperas y experiencias inconsistentes. Los vuelos de corta distancia con aerolíneas como EasyJet pueden ser particularmente incómodos debido a la estrechez de los asientos y la calidad del servicio

Finalmente, las experiencias durante las vacaciones pueden ser diversas, pero tienden a ser más negativas, con quejas sobre la falta de espacio y el mal servicio. Aunque algunos pasajeros encuentran aspectos positivos, como el esfuerzo por mantener un servicio razonable, las experiencias suelen ser variadas y a menudo decepcionantes.

En resumen, aunque se pueden encontrar experiencias positivas relacionadas con algunos servicios y personal, el panorama general sugiere una calidad inconsistente del servicio en British Airways, con problemas recurrentes que afectan significativamente la experiencia del pasajero.

Todos los datos sobre los resultados de las valoraciones negativas de British Airline se encuentran en la tabla 4.2.6.

3.4.2. Descubrimientos sobre Air France

Valoraciones positivas

El servicio a bordo es a menudo destacado por su amabilidad y profesionalismo. Los pasajeros tienden a apreciar la atención del personal, quien proporciona una experiencia de cabina cómoda, alimentos de calidad y bebidas como vino y champán. Los vuelos en clase business, en particular, son elogiados por ofrecer cabinas amplias, comidas servidas y acceso a lounges exclusivos, lo que contribuye a un entorno premium y a una atención excepcional hacia el pasajero.

El proceso de llegada y abordaje generalmente es eficiente y rápido, aunque algunos retrasos y problemas con el equipaje pueden surgir. Los vuelos desde y hacia el aeropuerto de Heathrow ofrecen un proceso de check-in eficiente y personal profesional, lo cual genera experiencias positivas para los pasajeros. En el caso de vuelos cortos y de clase económica, el servicio amigable y la comida suelen ser bien recibidos, aunque algunas experiencias mixtas pueden presentarse debido a la inconsistencia del servicio.

La calidad del inflight entertainment también es vista con buenos ojos, especialmente en vuelos de larga distancia, donde los pasajeros tienen acceso a una variedad de opciones. Aunque puede haber problemas con el equipaje y el proceso de embarque, el servicio a bordo suele ser profesional y amigable, con aviones limpios y comidas decentes. Los lounges también son mencionados por su eficiencia y comodidades, contribuyendo a una experiencia más agradable.

Los vuelos desde Francia y París a menudo incluyen personal amable, servicios de comida agradables y un proceso de abordaje suave. Los vuelos de larga distancia pueden ser cómodos a pesar del espacio limitado, con opciones de comida y bebida que satisfacen a los pasajeros. Los aviones Boeing, en particular, son elogiados por su limpieza y personal profesional.

En resumen, las valoraciones positivas reflejan experiencias generalmente buenas en vuelos de clase business y clase económica. El servicio a bordo, la profesionalidad del personal y el proceso eficiente de check-in y abordaje son aspectos clave que contribuyen a una experiencia agradable para los pasajeros. A pesar de algunos problemas menores con el equipaje y el proceso de embarque, los pasajeros tienden a valorar el servicio amable y la calidad del inflight entertainment.

Todos los datos sobre los resultados de las valoraciones positivas de Air France se encuentran en la tabla 4.2.8.

Valoraciones neutras

El caso de las valoraciones neutras de Air France es un poco complicado dado a la pequeña muestra de las mismas. Al no tener una cantidad suficiente de datos, no se puede realizar un análisis detallado de los temas encontrados dado que se repite el mismo tópico continuamente.

De todas formas, esta valoración parece ser positiva a pesar de que no se puede realizar un análisis detallado de los temas encontrados.

Todos los datos sobre los resultados de las valoraciones neutras de Air France se encuentran en la tabla 4.2.10.

Valoraciones negativas

Uno de los problemas más recurrentes se refiere al equipaje. Muchos pasajeros mencionan equipaje perdido, retrasos en la entrega de maletas, y problemas con el check-in y el manejo del equipaje. Estas dificultades no solo causan inconvenientes, sino que también afectan la experiencia general del viaje, generando frustración y malestar entre los pasajeros.

El servicio al cliente y el comportamiento del personal son otras áreas que preocupan a los pasajeros. Varios tópicos indican experiencias negativas con personal poco servicial y actitudes desagradables, tanto en los aeropuertos como a bordo de los aviones. Esto puede incluir desde falta de amabilidad hasta un trato grosero, lo que contribuye a una experiencia de viaje desfavorable.

Los retrasos y problemas con vuelos de conexión son una fuente de frustración adicional. Los pasajeros a menudo enfrentan vuelos retrasados, lo cual puede afectar la planificación de sus viajes y causar problemas para conexiones y otros arreglos. Estos retrasos también pueden generar estrés y ansiedad para los viajeros.

La calidad del servicio a bordo es otra preocupación destacada en los tópicos. Los pasajeros mencionan problemas con la calidad del inflight entertainment, comidas limitadas y aviones con equipos desgastados. Estos factores contribuyen a una experiencia de vuelo menos cómoda y satisfactoria, afectando la percepción general de la aerolínea.

Los problemas con la coordinación y el proceso de embarque son otros temas recurrentes. Los pasajeros pueden experimentar procesos de abordaje caóticos, largas esperas y falta de información clara sobre vuelos y conexiones. Estos problemas afectan la eficiencia del proceso de embarque y pueden resultar en experiencias negativas.

En cuanto al equipamiento de los aviones, se mencionan asientos incómodos, pantallas pequeñas y falta de espacio. Estos problemas afectan la comodidad y la experiencia a bordo, especialmente en vuelos de larga distancia. Además, las cancelaciones y demoras inesperadas agravan estas experiencias negativas, causando inconvenientes adicionales y afectando la satisfacción del pasajero.

En resumen, los tópicos indican que las experiencias negativas en vuelos y aerolíneas a menudo se centran en problemas con el equipaje, la calidad del servicio, los retrasos y el equipamiento deficiente. Estas preocupaciones recurrentes afectan significativamente la satisfacción del pasajero y su percepción general de la calidad del viaje.

Todos los datos sobre los resultados de las valoraciones negativas de Air France se encuentran en la tabla 4.2.12.

3.5. Conclusión sobre la tarea de Topic Modeling

La realidad es que British Airline tiene en su mayoría unas valoraciones negativas donde las principales quejas ordenadas por mas comunes son:

- | | |
|---|---|
| 1. Problemas con el servicio a bordo | 4. Problemas con los servicios de entretenimiento |
| 2. Problemas con el equipamiento de los aviones | 5. Problemas con el proceso de embarque |
| 3. Problemas con el equipaje | 6. Problemas con los retrasos |

Estos problemas son comunes en las aerolíneas de bajo coste y suelen ser los principales motivos de queja de los pasajeros. No obstante, esto no quita que deban ser solucionados para mejorar la experiencia del pasajero y la percepción de la aerolínea en el mercado.

Air France, al igual que nosotros aunque en menor medida, tiene una cantidad de valoraciones negativas bastante elevada. Las principales quejas ordenadas por mas comunes son:

- | | |
|---|---|
| 1. Problemas con el equipaje | 4. Problemas con los servicios de entretenimiento |
| 2. Problemas con el servicio a bordo | 5. Problemas con el proceso de embarque |
| 3. Problemas con los vuelos de conexión | 6. Problemas con el equipamiento de los aviones |

Como podemos ver, las quejas son las mismas para ambas compañías aunque en distinto orden. Esto es normal ya que ambas compañías operan en el mismo segmento de mercado y por lo tanto los problemas suelen ser comunes.

Dado que ambas compañías flaquean en los mismos aspectos, considero que un factor diferencial para mejorar la percepción de la aerolínea en el mercado sería centrarse no solo en mejorar los puntos negativos si no potenciar los positivos. Por ejemplo, British Airline tiene una gran cantidad de valoraciones positivas sobre la clase ejecutiva y primera clase. También tiene una gran cantidad de valoraciones positivas sobre el servicio a bordo y sobre los costes de los vuelos. Potenciando estos aspectos y mejorando los negativos, British Airline podría mejorar su percepción en el mercado.

Además podríamos adoptar algunas de las políticas de Air France que parece tener una mejor percepción en el mercado como podría ser los alimentos y bebidas servidos en los vuelos. Mejorar los procesos de embarque y abordaje y mejorar la calidad del servicio a bordo.

Todos estos cambios deberían ser acompañados de una mejora en la comunicación con los pasajeros para que estos perciban que la aerolínea está trabajando en mejorar y que sus opiniones son escuchadas. Lo que se traduciría en una mejora de la percepción de la aerolínea en el mercado y por lo tanto en un aumento de la cuota de mercado.

4. Anexo

4.1. Sentiment Analysis

4.1.1. KNN

Hiperparametros	Score
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 3, p: 1, weights: uniform	0.747890003737003
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 3, p: 1, weights: distance	0.7805528333916956
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 3, p: 2, weights: uniform	0.5310822293165469
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 3, p: 2, weights: distance	0.5415575326449724
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 5, p: 1, weights: uniform	0.6994495129963783
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 5, p: 1, weights: distance	0.7551541682020672
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 5, p: 2, weights: uniform	0.4880582399282697
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 5, p: 2, weights: distance	0.5103352671950601
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 7, p: 1, weights: uniform	0.6672013725942756
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 7, p: 1, weights: distance	0.7419262836981728
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 7, p: 2, weights: uniform	0.45593645183044373
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 7, p: 2, weights: distance	0.5007213884859918
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 9, p: 1, weights: uniform	0.6562549699228911
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 9, p: 1, weights: distance	0.7326944156040384
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 9, p: 2, weights: uniform	0.43967821573140436
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 9, p: 2, weights: distance	0.4886967955216764
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 11, p: 1, weights: uniform	0.631915691935501
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 11, p: 1, weights: distance	0.7241171830556865
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 11, p: 2, weights: uniform	0.42876898311454187
algorithm: auto, leaf_size: 20, n_neighbors: 11, p: 2, weights: distance	0.4834661111748696
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 3, p: 1, weights: uniform	0.747890003737003
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 3, p: 1, weights: distance	0.7805528333916956
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 3, p: 2, weights: uniform	0.5310822293165469
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 3, p: 2, weights: distance	0.5415575326449724
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 5, p: 1, weights: uniform	0.6994495129963783
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 5, p: 1, weights: distance	0.7551541682020672
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 5, p: 2, weights: uniform	0.4880582399282697
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 5, p: 2, weights: distance	0.5103352671950601
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 7, p: 1, weights: uniform	0.6672013725942756
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 7, p: 1, weights: distance	0.7419262836981728
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 7, p: 2, weights: uniform	0.45593645183044373
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 7, p: 2, weights: distance	0.5007213884859918
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 9, p: 1, weights: uniform	0.6562549699228911
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 9, p: 1, weights: distance	0.7326944156040384
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 9, p: 2, weights: uniform	0.43967821573140436
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 9, p: 2, weights: distance	0.4886967955216764
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 11, p: 1, weights: uniform	0.631915691935501
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 11, p: 1, weights: distance	0.7241171830556865
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 11, p: 2, weights: uniform	0.42876898311454187
algorithm: auto, leaf_size: 30, n_neighbors: 11, p: 2, weights: distance	0.4834661111748696
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 3, p: 1, weights: uniform	0.747890003737003

algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 3, p: 1, weights: distance	0.7805528333916956
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 3, p: 2, weights: uniform	0.5310822293165469
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 3, p: 2, weights: distance	0.5415575326449724
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 5, p: 1, weights: uniform	0.6994495129963783
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 5, p: 1, weights: distance	0.7551541682020672
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 5, p: 2, weights: uniform	0.4880582399282697
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 5, p: 2, weights: distance	0.5103352671950601
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 7, p: 1, weights: uniform	0.6672013725942756
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 7, p: 1, weights: distance	0.7419262836981728
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 7, p: 2, weights: uniform	0.45593645183044373
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 7, p: 2, weights: distance	0.5007213884859918
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 9, p: 1, weights: uniform	0.6562549699228911
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 9, p: 1, weights: distance	0.7326944156040384
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 9, p: 2, weights: uniform	0.43967821573140436
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 9, p: 2, weights: distance	0.4886967955216764
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 11, p: 1, weights: uniform	0.631915691935501
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 11, p: 1, weights: distance	0.7241171830556865
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 11, p: 2, weights: uniform	0.42876898311454187
algorithm: auto, leaf_size: 40, n_neighbors: 11, p: 2, weights: distance	0.4834661111748696

Cuadro 4.1: Algoritmo KNN

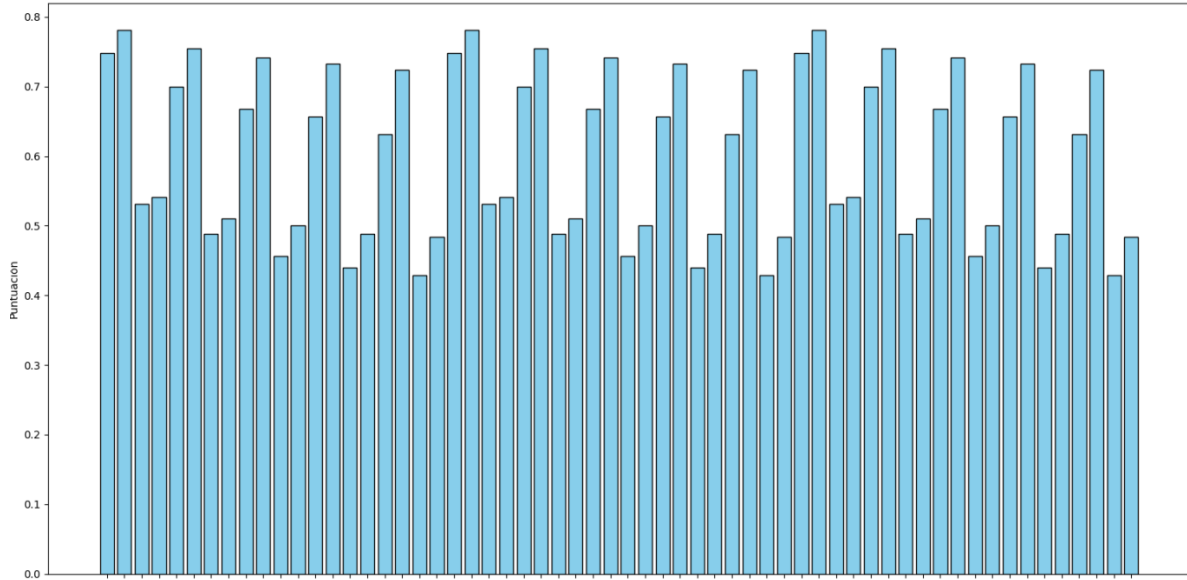


Figura 4.1: Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de kNN

4.1.2. Random Forest

Hiperparametros	Score
bootstrap : False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.7009033129637643
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.7098618057839883
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7167832951745845
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.7229011372134015
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.7024432631587892
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7164047880477754
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.7111253950984
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.6940473473731624
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7118779539863145
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.6666214244983764
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.6749730643301919
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.6679344324558547
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.6509842815267748
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.66269820880437
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.6486570195891649
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.6409421340366637
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.6538860549546865
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 5, max_features: log2, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.6373447845935883
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.7971966822864822
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.7805288829604751
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7812939030815994
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.786738092455415
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.788699732250785

bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7770972791251609
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.765986921565929
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.7759489122316663
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: sqrt, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7686778124484874
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.7491803494590925
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.7396784368478776
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 1, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7236625061086731
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.7232360615100657
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.7240205184635566
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 2, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7163968287954765
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 2, n_estimators: 50	0.6988901251113119
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 5, n_estimators: 50	0.6972566049780521
bootstrap: False, criterion: gini, max_depth: 10, max_features: log2, min_samples_leaf: 4, min_samples_split: 10, n_estimators: 50	0.7012616540091825

Cuadro 4.2: Algoritmo random forest

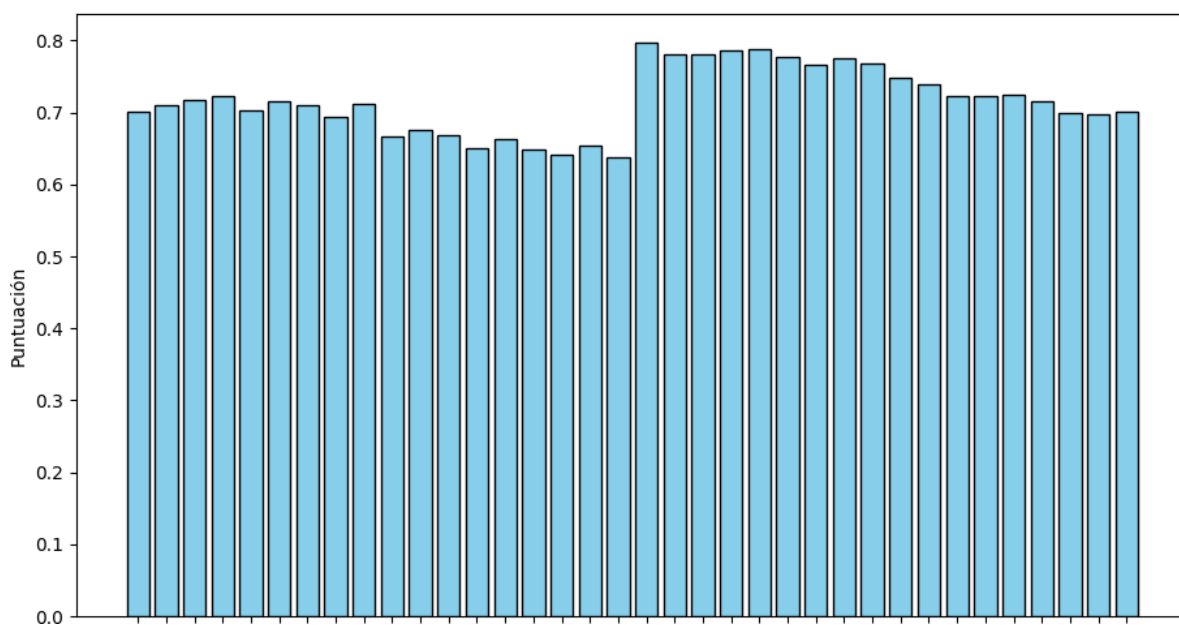


Figura 4.2: Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de random forest

4.1.3. Naive Bayes

Hiperparametros	Score
alpha: 1e-08, fit_prior: True	0.8503467305487226
alpha: 1e-08, fit_prior: False	0.8502868285987564
alpha: 0.0001, fit_prior: True	0.8521413091491585
alpha: 0.0001, fit_prior: False	0.8509234135758948
alpha: 0.1, fit_prior: True	0.8186057600976835
alpha: 0.1, fit_prior: False	0.8127903425908649
alpha: 0.25, fit_prior: True	0.794432277904553
alpha: 0.25, fit_prior: False	0.7883507153594175
alpha: 0.5, fit_prior: True	0.7741365203269089
alpha: 0.5, fit_prior: False	0.7672080185229718
alpha: 0.75, fit_prior: True	0.7661044027685456
alpha: 0.75, fit_prior: False	0.756719131682382
alpha: 1.0, fit_prior: True	0.7486802453630557
alpha: 1.0, fit_prior: False	0.7480445254041812
alpha: 2.0, fit_prior: True	0.7112887563214083
alpha: 2.0, fit_prior: False	0.7028362065689343

Cuadro 4.3: Algoritmo Naive Bayes con Smote

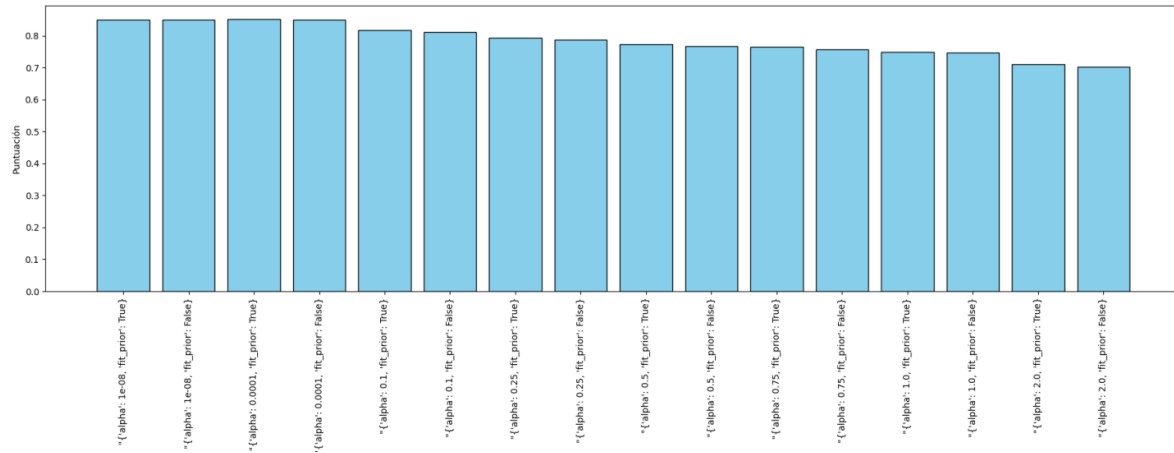


Figura 4.3: Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de Naive Bayes con SMOTE

Hiperparametros	Score
alpha: 1e-08, fit_prior: True	0.2739818876242718
alpha: 1e-08, fit_prior: False	0.30102810387660883
alpha: 0.0001, fit_prior: True	0.2802809871544677
alpha: 0.0001, fit_prior: False	0.3049674786866818
alpha: 0.1, fit_prior: True	0.26150415892351375
alpha: 0.1, fit_prior: False	0.2602628434886499
alpha: 0.25, fit_prior: True	0.26150415892351375
alpha: 0.25, fit_prior: False	0.2618448934577967

alpha: 0.5, fit_prior: True	0.26150415892351375
alpha: 0.5, fit_prior: False	0.26150415892351375
alpha: 0.75, fit_prior: True	0.26150415892351375
alpha: 0.75, fit_prior: False	0.26150415892351375
alpha: 1.0, fit_prior: True	0.26150415892351375
alpha: 1.0, fit_prior: False	0.26150415892351375
alpha: 2.0, fit_prior: True	0.26150415892351375
alpha: 2.0, fit_prior: False	0.26150415892351375

Cuadro 4.4: Algoritmo Naive Bayes con Undersampling

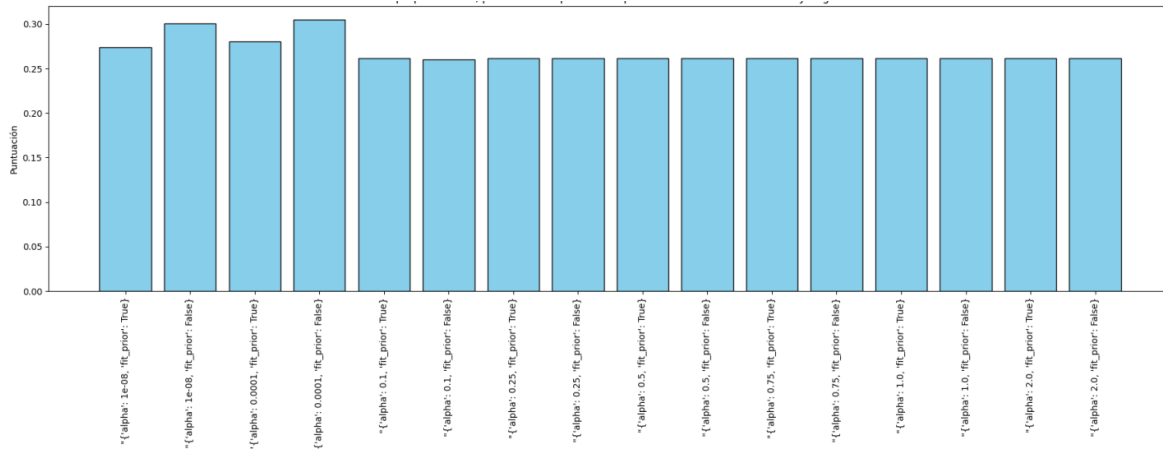


Figura 4.4: Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de Naive Bayes con Undersampling

Hiperparametros	Score
alpha: 1e-08, fit_prior: True	0.6378813060875718
alpha: 1e-08, fit_prior: False	0.6492006310331764
alpha: 0.0001, fit_prior: True	0.6324929509989836
alpha: 0.0001, fit_prior: False	0.6506641767173721
alpha: 0.1, fit_prior: True	0.5750052864840667
alpha: 0.1, fit_prior: False	0.6105897295209468
alpha: 0.25, fit_prior: True	0.5526985807586382
alpha: 0.25, fit_prior: False	0.5562045442573346
alpha: 0.5, fit_prior: True	0.5372686543820022
alpha: 0.5, fit_prior: False	0.534127342898366
alpha: 0.75, fit_prior: True	0.5242645402117845
alpha: 0.75, fit_prior: False	0.5231333995474272
alpha: 1.0, fit_prior: True	0.5151533425902142
alpha: 1.0, fit_prior: False	0.5143950452788086
alpha: 2.0, fit_prior: True	0.47900545289558905
alpha: 2.0, fit_prior: False	0.4745976656337086

Cuadro 4.5: Algoritmo Naive Bayes con Oversampling

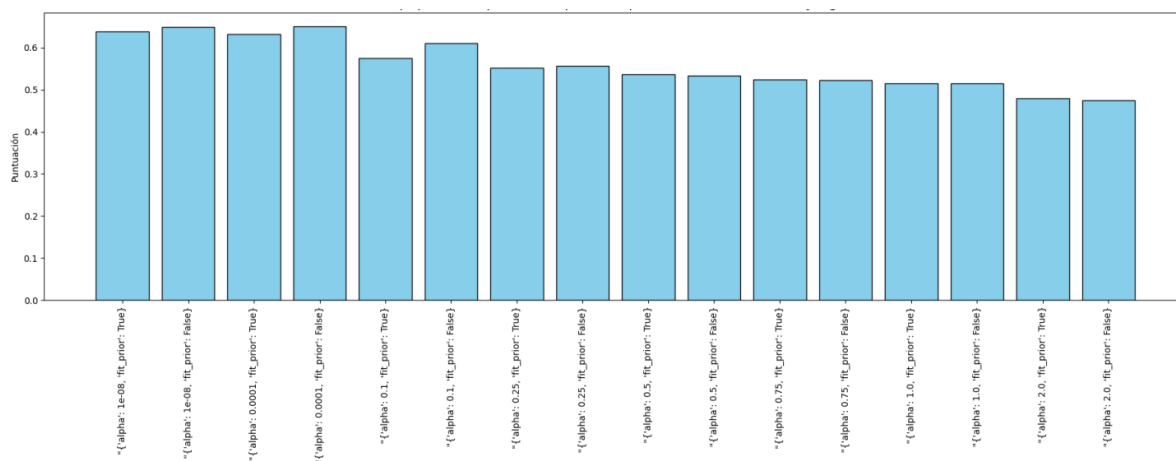


Figura 4.5: Gráfico de puntuación respecto a hiperparametros de Naive Bayes con Oversampling

4.2. Topic Modeling

4.2.1. Hiperparámetros en las valoraciones positivas de British Airline

Num Topics	Passes	Iterations	Coherence
5	50	100	-1.6609881786364327
10	50	100	-1.6926963155909387
15	50	100	-2.086815431759564
20	50	100	-2.23274273472322
25	50	100	-2.1386711042264706
30	50	100	-2.456646476860807
35	50	100	-2.3107740627829285
40	50	100	-2.3720305113919125
45	50	100	-2.47531929117352
50	50	100	-2.3450573553987737
55	50	100	-2.5786090745469608
60	50	100	-2.424467603766575
65	50	100	-2.325998201111187
70	50	100	-2.394396924546136
75	50	100	-2.488017140719314
80	50	100	-2.292882036431564
85	50	100	-2.318638285065557
90	50	100	-2.281340377764567
95	50	100	-2.3456530419909267
100	50	100	-2.2647457941363958

Cuadro 4.6: Hiperparámetros en las valoraciones positivas de British Airline

4.2.2. Temas encontrados en las valoraciones positivas de British Airline

Id	Tema	Coherencia	Palabras
1	El servicio de British Airways destaca por su tripulación amistosa, aviones cómodos y atención a los pasajeros, brindando una experiencia premium.	-1.1039405713605002	good, economy, crew, hour, staff, airway, british, plane, british_airway, passenger, aircraft, one, experience, cabin, check, heathrow, time, friendly, premium, would
2	Un vuelo bien equipado con un sistema de entretenimiento robusto, un personal profesional y una selección de alimentos y bebidas de alta calidad	-1.6432738924450339	special, great, uncomfortable, water, system, working, point, new, experience, professional, excellent, entertainment, comfortable, lhr, well, dinner, good, clean, crew, wine
3	La clase ejecutiva ofrece un gran menú, con opciones de desayuno y almuerzo, y asientos cómodos para vuelos largos	-1.6483561697078348	club, really, meal, choice, leg, great, like, nice, served, cost, poor, way, flew, world, better, breakfast, last, water, trip, class
4	La experiencia premium incluye acceso a lounges exclusivos, abordaje temprano y entretenimiento durante el vuelo para los pasajeros de clase alta	-1.880645233668626	excellent, overall, lounge, ok, ground, world, good, arrival, entertainment, first, club_world, premium, early, point, boarding, finally, u, arrived, fine, area
5	El servicio de primera clase se distingue por su comodidad, aunque las opciones de entretenimiento y el sistema de clase pueden ser diferentes según la ruta.	-1.8929604598514909	first_class, looked, though, different, poor, system, last, first, day, low_cost, route, low, flying, gatwick, carrier, class, cost, entertainment, year, offering
6	Los pasajeros valoran la calidad del servicio a bordo, con un personal amable y una experiencia agradable durante todo el viaje.	-1.955177833402623	getting, almost, everything, actually, nice, inflight, ticket, etc, make, go, special, really, quality, best, journey, good, board, know, behind, crew
7	El servicio a bordo puede ser un poco lento, pero incluye opciones estándar de comida y bebida, con un ambiente relajado en la sala de espera.	-1.960193797927809	slow, europe, schedule, food_drink, standard, lounge, club, including, asked, arrival, usual, lunch, wine, although, minute, well, quick, old, hot, least
8	Los problemas de vuelo, como retrasos en las rutas y problemas con el equipaje, pueden afectar el horario de los pasajeros.	-1.989271084280866	gate, route, change, way, flown, day, luggage, issue, left, like, hour, time, little, journey, seating, check, see, much, early, toilet

9	La tripulación es amigable y atenta, y se enfoca en brindar un servicio limpio y cómodo a los pasajeros durante el vuelo.	-2.130441406111533	helpful, great, friendly, clean, fly, option, end, staff, aircraft, airline, best, attentive, enough, despite, decent, crew, feel, almost, lunch, need
10	La experiencia en un vuelo con un Airbus A380 es agradable, aunque el itinerario y los horarios pueden ser ajustados para adaptarse al tráfico aéreo.	-2.141990799947005	a380, nice, arrival, though, thing, schedule, lhr, window, inflight, full, trip, lounge, area, rest, served, like, ok, flying, terminal, film
11	Los vuelos nocturnos pueden ser diferentes según la clase, con opciones para dormir, cenas y un servicio atento durante la noche.	-2.1640920691364847	way, sleep, bag, different, come, without, dinner, night, via, flew, good, row, work, arrived, airways, class, travel, back, serving
12	Los pasajeros aprecian la comodidad de la clase económica premium, con un servicio amigable y un sistema eficiente para abordar y desembarcar	-2.180466090197111	nice, club, trip, helpful, economy, come, system, ground, best, also, class, comfortable, one, may, always, airport, serving, crew, last, old
13	Los pasajeros tienen acceso a comida y bebida gratis, aunque las opciones pueden ser limitadas según la aerolínea y el tipo de vuelo	-2.2434115551992835	go, food_drink, free, glass, water, drink, little, though, luggage, looked, like, quality, give, u, good, etc, taking, low_cost, fine, least
14	El servicio en primera clase incluye opciones de desayuno y un ambiente exclusivo, aunque puede haber variaciones en el servicio según el itinerario	-2.2566670947771392	little, longer, ground, first_class, air, quite, attendant, economy, staff, breakfast, enough, serve, first, right, screen, different, could, checked, class, front
15	Los pasajeros pueden enfrentar retrasos y tiempos de espera, pero el personal de cabina sigue siendo amable y servicial durante todo el proceso	-2.387216310850473	delay, waiting, serve, got, passenger, hour, one, staff, never, despite, busy, easy, breakfast, cabin, early, said, ever, screen, full, security
16	El espacio en clase económica puede ser estrecho y limitado, pero los pasajeros pueden optar por mejoras a clase premium para mayor comodidad	-2.4730989411969793	point, especially, go, budget, extra, complaint, low_cost, a380, sandwich, little, lunch, free, gatwick, luggage, haul, plus, within, short, need, leg

17	El servicio de comidas incluye opciones de desayuno y cena, con un menú variado, aunque los precios pueden ser altos para algunos servicios adicionales	-2.484532317167532	breakfast, served, bar, cheese, landing, paid, anything, last, second, available, board, around, part, extra, ticket, want, short, get, price, menu
18	Los vuelos de bajo costo ofrecen un servicio básico, con opciones de presupuesto y extras pagados, pero pueden faltar ciertos servicios premium	-2.513078464344632	low_cost, product, standard, little, extra, low, budget, like, card, pay, expect, including, airline, clean, bit, boarding, even, everything, outbound, paying
19	El servicio de clase ejecutiva brinda comodidad y atención al detalle, con un personal atento y un servicio eficiente durante el vuelo	-2.5299178009334486	via_london, charge, late, arrived, know, via, even, air, business_class, due, ife, friendly, business, helpful, attendant, middle, attentive, window, class, schedule
20	Los pasajeros pueden encontrar algunas áreas incómodas en el avión, pero el personal de cabina trabaja para mantener la limpieza y la seguridad	-2.6111642993348205	via_london, ground, complaint, clean, via, second, different, water, taking, actually, paying, without, menu, uncomfortable, plane, old, cabin_crew, bit, cabin, passenger
21	El costo y la comodidad del servicio en clase económica premium pueden ser problemas, pero los clientes valoran la atención y las comodidades adicionales a bordo	-2.64990665089828	issue, price, nothing, especially, complaint, review, onboard, comfort, enough, quite, customer, extra, premium_economy, much, really, plus, special, economy, premium, poor
22	Los pasajeros experimentan una mezcla de servicios en vuelos cortos, desde inflight entertainment hasta asientos cómodos, con algunos aspectos mejorables	-2.73599956999537	quite, inflight, helpful, nothing, review, best, average, everything, short, comfortable, felt, flew, bad, cost, bed, breakfast, provided, thing, left, lot
23	El espacio en clase business en aviones Boeing puede ser estrecho y ofrecer una experiencia menos confortable, lo que genera críticas negativas	-2.9375962813935304	far, especially, boeing, review, bad, small, seating, business_class, part, cramped, club, class, never, worst, may, ok, attendant, feel, one, new

24	Los vuelos de bajo costo ofrecen un servicio básico, con opciones limitadas de comida y espacio, pero algunas aerolíneas brindan un servicio decente a un precio más bajo	-2.98306397113935	low_cost, serve, go, taking, despite, though, carrier, especially, inflight, a380, sandwich, narrow, part, row, outbound, call, every, flew, space, option
25	La clase económica puede ser incómoda debido a la falta de espacio para las piernas, pero los pasajeros aprecian el precio accesible y el entretenimiento a bordo	-2.984323251621676	budget, different, rest, comfortable, pleasant, enough, really, legroom, charge, leg_room, would, film, plus, trip, issue, window, small, fly, part, top
26	Los vuelos de bajo costo pueden ser una opción económica, pero a veces se deben tomar decisiones basadas en el presupuesto y la comodidad adicional	-3.0433688948204325	point, especially, go, budget, extra, complaint, low_cost, a380, sandwich, little, lunch, free, gatwick, luggage, haul, plus, within, short, need, leg
27	Los servicios en línea, como el check-in y el seguimiento de vuelos, facilitan el proceso de vuelo, pero el tiempo de vuelo puede variar según la ruta	-3.072550090816227	online, carrier, charge, short, low, schedule, choice, check, inflight, way, london_heathrow, may, rather, small, quite, onboard, offering, okay, outbound, part
28	Los pasajeros valoran la rapidez del servicio y el trato amistoso, pero el espacio limitado en algunos aviones puede ser un inconveniente para ciertos vuelos	-3.412211470918494	luggage, quick, narrow, t5, free, water, old, right, time, finally, point, friendly, holiday, complaint, menu, top, actually, outbound, decided, staff
29	La experiencia en vuelos con el Airbus A380 ofrece ventajas como mayor espacio y mejores opciones de comida, pero algunos aspectos, como el servicio, pueden variar según la aerolínea	-3.431906811191779	a380, sandwich, plus, lunch, fine, change, journey, finally, though, home, enough, schedule, little, club_world, world, always, club, luggage, quite, europe
30	Los pasajeros encuentran aspectos positivos como el manejo del equipaje y la flexibilidad en el servicio, pero puede haber problemas de horarios y cambios inesperados en algunos vuelos	-4.258571121187838	luggage, little, though, fine, enough, inflight, journey, second, home, least, always, schedule, actually, especially, complaint, looked, part, taking, change, something

Cuadro 4.7: Temas encontrados en las valoraciones positivas de
British Airline

4.2.3. Hiperparámetros en las valoraciones neutras de British Airline

Num Topics	Passes	Iterations	Coherence
5	50	100	-1.1620576197099193
10	50	100	-1.2736384499672275
15	50	100	-1.1999287235764515
20	50	100	-1.2442886957358574
25	50	100	-1.231358395506873
30	50	100	-1.2081969944171325
35	50	100	-1.2410798263372813
40	50	100	-1.2075726814313836
45	50	100	-1.2199556524612487
50	50	100	-1.2498548816351787
55	50	100	-1.2479416130908398
60	50	100	-1.2488572009912429
65	50	100	-1.223810270522874
70	50	100	-1.31135802378861
75	50	100	-1.3051730220286795
80	50	100	-1.3263752929735506
85	50	100	-1.3597748254986766
90	50	100	-1.3845443155645067
95	50	100	-1.4242827056639595
100	50	100	-1.4530924406059074

Cuadro 4.8: Hiperparámetros en las valoraciones neutras de British Airline

4.2.4. Temas encontrados en las valoraciones neutras de British Airline

Id	Tema	Coherencia	Palabras
1	La experiencia en clase business incluye un servicio personalizado con cabinas amplias, comidas servidas y acceso a lounges exclusivos	-1.130257345533943	much, cabin, cabin_crew, business_class, long, business, class, economy, day, meal, served, lounge, get, take, even, new, good, hour, airline, like
2	El servicio de las aerolíneas de clase ejecutiva destaca por su calidad y eficiencia, con cabinas cómodas y una atención excepcional al pasajero	-1.1654717263628707	service, good, economy, class, airline, club, meal, airway, aircraft, british, british_airway, business, cabin_crew, experience, first, drink, passenger, cabin, staff, check
3	Los vuelos desde y hacia el aeropuerto de Heathrow ofrecen una variedad de servicios, incluyendo inflight entertainment, comidas y un proceso de abordaje eficiente	-1.1718118916392115	option, long, like, entertainment, airline, check, staff, could, got, hour, much, efficient, meal, back, new, service, heathrow, boarding, take, first
4	Los vuelos de British Airways en clase económica ofrecen un servicio de calidad, con comidas y entretenimiento, manteniendo la comodidad del pasajero en mente	-1.1879765328556324	economy, meal, british_airway, british, airway, aircraft, staff, experience, better, entertainment, one, good, passenger, boarding, would, airport, flew, heathrow, even, check
5	Los lounges y el servicio de cabina ofrecen comodidad a los pasajeros, con personal atento y un sistema de check-in eficiente en el aeropuerto de Heathrow	-1.2510260945456462	cabin_crew, cabin, lounge, served, get, check, service, way, airport, efficient, club, could, hour, plane, would, day, option, full, experience, london_heathrow
6	Los vuelos de larga distancia brindan una variedad de opciones de entretenimiento y servicio de comidas, asegurando una experiencia cómoda para los pasajeros de clase económica y club	-1.2517784825438207	day, choice, long, service, served, get, back, drink, got, one, economy, take, airline, club, fly, meal, like, better, new, passenger
7	La clase business de British Airways ofrece servicio a bordo con una tripulación dedicada, y aviones modernos equipados con inflight entertainment y cabinas cómodas	-1.2950581122581426	airline, like, british_airway, british, airway, class, served, plane, service, new, staff, economy, full, club, even, business, business_class, got, aircraft, entertainment

8	El servicio en la clase club es eficiente y brinda comodidades adicionales, como comidas y bebidas, además de una experiencia premium en comparación con la clase económica	-1.3483000709525779	club, service, long, experience, better, flew, made, one, efficient, meal, good, economy, fly, still, entertainment, aircraft, airline, drink, new, back
9	Los vuelos desde Londres Heathrow ofrecen opciones variadas para los pasajeros, con servicio de entretenimiento y personal atento, manteniendo la experiencia positiva durante el vuelo	-1.4665265756732957	british, british_airway, airway, day, flew, plane, good, london_heathrow, heathrow, entertainment, hour, served, better, made, class, first, efficient, choice, could, much
10	Los pasajeros que vuelan desde Heathrow pueden disfrutar de un servicio eficiente y personal amable, con opciones de comida y una experiencia cómoda durante el vuelo	-1.4681776673071358	fly, flew, staff, day, aircraft, meal, heathrow, first, london_heathrow, service, club, good, experience, efficient, take, would, boarding, cabin, get, passenger

Cuadro 4.9: Temas encontrados en las valoraciones neutras de British Airline

4.2.5. Hiperparámetros en las valoraciones negativas de British Airline

Num Topics	Passes	Iterations	Coherence
5	50	100	-2.3498220627646687
10	50	100	-1.9505224848811078
15	50	100	-3.173247725505799
20	50	100	-3.6279321347373448
25	50	100	-3.626772347440272
30	50	100	-3.774642284074354
35	50	100	-3.4938741254678143
40	50	100	-3.6702044274078345
45	50	100	-3.994523480331423
50	50	100	-4.179869004869018
55	50	100	-3.6590449559297817
60	50	100	-4.014382438166954
65	50	100	-3.916903477164098
70	50	100	-3.9801996623022506
75	50	100	-4.181283986676855
80	50	100	-3.7744187841456416
85	50	100	-3.970753033141792
90	50	100	-3.712907762695022
95	50	100	-3.6561909501098753
100	50	100	-3.4981621481162946

Cuadro 4.10: Hiperparámetros en las valoraciones negativas de British Airline

4.2.6. Temas encontrados en las valoraciones negativas de British Airline

Id	Tema	Coherencia	Palabras
1	Los pasajeros tienen opiniones divididas sobre la experiencia en British Airways, especialmente en la clase económica y business, con quejas sobre el servicio y el personal	-1.169942667489454	class, airline, economy, business, airway, british, british_airway, business_class, club, would, staff, first, heathrow, u, passenger, london_heathrow, poor, hour, cabin
2	El servicio en British Airways es considerado positivo, con un personal amigable y lounges bien equipados, aunque se mencionan algunas experiencias mixtas en los vuelos desde Gatwick y Heathrow	-1.5735022778341046	good, crew, lounge, drink, boarding, friendly, bag, well, great, minute, gate, lhr, time, new, plane, experience, nice, gatwick, better, excellent
3	Los vuelos en Airbus A380 y Boeing presentan un servicio promedio con problemas ocasionales, como equipos defectuosos, pero el personal suele ser atento y servicial	-2.2136487914819307	great, broken, headphone, attentive, second, section, dinner, a380, crew, average, boeing, within, member, back, ok, ordered, arrived, overall, thing, wife
4	Los vuelos de British Airways desde Singapur incluyen rutas y servicios bien organizados, con un personal amistoso y eficiente, aunque algunos estándares pueden ser mejorados	-2.450369790691558	friendly, book, best, singapore, route, last, row, plane, crew, job, a380, give, make, fly, actually, great, economy, food, standard, good
5	El proceso de aterrizaje y el servicio de lounge en Heathrow ofrecen una experiencia decente, pero algunos pasajeros tienen problemas con la eficiencia del check-in y el servicio	-2.576696368321729	direct, fine, including, lunch, good, decent, case, lounge, landing, served, frequent, check, via, staff, lhr, month, almost, meal, arrival
6	Los vuelos a Sudáfrica y otras rutas internacionales incluyen opciones de entretenimiento y servicio eficiente, aunque algunos pasajeros experimentan problemas con el tiempo de espera y el equipaje	-2.6443395665600895	great, problem, another, suite, previous, seemed, a380, average, arriving, without, wait, excellent, fly, experience, pleasant, enough, late, better, johannesburg, time

7	Los pasajeros que vuelan en clase business experimentan una mezcla de experiencias, con opiniones divididas sobre la calidad del servicio, inflight entertainment y el ambiente de negocios	-2.7403684088448244	a380, decent, recommend, ife, holiday, ever, business_class, min, business, dated, champagne, would, snack, selection, hand, upgraded, disappointed, additional, year, really
8	Los pasajeros a veces enfrentan problemas con las reservas y las cancelaciones, pero se ofrecen opciones de mejora y algunos servicios adicionales para compensar	-2.7658273494350682	upgrade, free, future, short, response, fault, prior, cancelled, poor, may, full, additional, booking, travel, complaint, offer, paid, month, booked, return
9	El servicio de primera clase en British Airways es generalmente bien recibido, con asientos cómodos y opciones de descanso, pero puede haber problemas con el espacio y la calidad del entretenimiento	-2.812564184205066	fantastic, surprisingly, real, headphone, several, first_class, first, space, sleep, another, quality, course, wife, cabin, screen, bed, plane, ready, quick
10	Los vuelos incluyen centros de entretenimiento y otras comodidades, pero algunos pasajeros mencionan problemas con el equipaje y el servicio al cliente	-2.860404337334216	centre, sleeping, expect, pleasant, next, lost, ready, top, much_better, nice, absolutely, another, provide, customer, actually, quite, standard, pay, year, airline
11	Los vuelos de conexión y de corta distancia incluyen un personal profesional y servicios básicos, pero pueden ser impredecibles en términos de horario y eficiencia	-2.877560683060979	connecting, enjoyed, missed, sure, friendly, selection, good, crew, helpful, cabin_crew, professional, t5, expect, ground, done, cabin, start, european, travel, quite
12	Los vuelos a Singapur incluyen experiencias suaves y personal amigable, pero algunos pasajeros mencionan problemas con el equipaje y la eficiencia del servicio	-2.989734927171211	singapore, aisle, enjoyed, almost, always, found, smooth, working, air, hard, friendly, open, never, work, centre, want, pleasant, dinner, made, london_heathrow
13	El servicio en la clase premium economy es generalmente positivo, pero puede haber problemas con el equipaje perdido y la eficiencia del servicio en el aeropuerto de Heathrow	-3.013564903477175	fantastic, keep, happy, everyone, see, snack, start, premium_economy, business_class, class, economy, business, heathrow, worth, really, premium, water, free, wrong, lost

14	La experiencia en clase business puede variar, con algunos pasajeros decepcionados por la falta de cuidado personal y atención a los detalles, especialmente en el proceso de abordaje	-3.0149332618796305	care, disappointed, aisle, boarding, ever, even, side, personal, touch, taken, business_class, business, class, gate, beverage, point, one, someone, longer, try
15	La clase business en vuelos largos puede ser estrecha y tener un proceso de servicio lento, con limitaciones en la comida y el espacio para descansar	-3.0487745846027554	cannot, narrow, space, eat, allowed, choose, want, work, snack, process, europe, crew, business_class, quick, singapore, a380, great, pillow, business, class
16	Los pasajeros mencionan problemas con la calidad del servicio y la falta de opciones en el menú, aunque hay aspectos positivos, como el servicio de bebidas y el uso de champagne	-3.2777799896417736	second, wine, late, soon, quality, could, option, fact, age, superb, table, rather, sandwich, british, understand, pleasant, lunch, disappointing, least, champagne
17	Los vuelos de bajo costo, como EasyJet y Ryanair, tienen un servicio básico y precios asequibles, pero con una calidad de servicio inferior en comparación con aerolíneas de mayor nivel	-3.4125934828599305	started, easyjet, european, short_haul, beverage, ryanair, serve, expensive, budget, price, complimentary, empty, already, buy, budget_airline, year, yet, standard, decent, dirty
18	Los vuelos incluyen in-flight entertainment y servicio básico, pero el espacio limitado y la calidad del catering pueden ser problemáticos para algunos pasajeros	-3.430926443472711	style, okay, reasonable, dinner, cold, high, cramped, quality, aisle, in-flight_entertainment, bottle, catering, selection, inflight, water, aircraft, free, seated, experience, standard
19	Los vuelos de clase business presentan problemas con la privacidad y el espacio, con quejas sobre el servicio y el uso del espacio en la cabina	-3.4676686654122584	least, lack, suite, disappointing, privacy, place, attendant, said, away, know, empty, space, bottle, provided, entire, departed, asked, plane, upgrade, menu
20	El proceso de abordaje en Heathrow puede ser caótico y el servicio inconsistente, pero algunos pasajeros destacan el personal amable y las opciones de servicio	-3.600255129439807	recommend, recline, helpful, group, airline, place, staff, chaotic, others, well, board, would, london_heathrow, whilst, bit, quite, good, disappointed, terminal, allowed

21	La experiencia con el sistema de entretenimiento en algunos vuelos puede ser decepcionante, con pantallas pequeñas y opciones limitadas, generando incomodidad para algunos pasajeros	-3.6422343265945347	worst, certainly, ever, expected, uncomfortable, cramped, bar, okay, movie, entertainment_system, entertainment, reasonable, screen, system, gatwick, without, helpful, ok, felt
22	Los pasajeros valoran la privacidad y el espacio en algunas suites de clase business, aunque otros vuelos pueden tener problemas con el espacio y el servicio de EasyJet y otras aerolíneas económicas	-3.698935059937795	privacy, space, roll, suite, need, lot, away, home, easyjet, well, got, quickly, extra, ever, earlier, served, u, pay, club_world, done
23	El proceso de embarque y el tiempo de espera pueden ser problemáticos, con retrasos, cancelaciones y equipo desgastado, pero algunos pasajeros encuentran aspectos positivos como la atención en el área de boarding	-3.7415147285954915	gate, age, recline, waiting, cancelled, taking, broken, bus, tired, boarded, minute, a320, best, turned, t5, air, used, boarding, young
24	Las cancelaciones y las demoras durante las vacaciones pueden ser frustrantes, y el servicio puede no cumplir con las expectativas, generando experiencias negativas para los pasajeros	-3.8420124099515713	holiday, cancelled, serve, provide, bad, day, gate, left, poor, month, finally, hour, crew, top, bed, departed, cooked, disappointing, worst, connecting
25	El espacio para las piernas y el sistema de inclinación en algunos vuelos pueden ser incómodos, afectando la experiencia de los pasajeros, especialmente cuando viajan en familia	-3.862424793872247	family, headphone, recline, care, started, several, terrible, layout, ago, movie, ok, recommend, row, decent, excellent, customer_service, san, boeing, may, poor
26	Los vuelos de larga distancia pueden presentar incomodidades debido a espacios limitados y equipos antiguos, generando quejas sobre la calidad del inflight entertainment y la falta de confort	-3.888632841482859	overnight, recline, limited, thought, year, looked, johannesburg, never, ok, case, size, asked, inflight_entertainment, old, really, allowed, flying, disappointing, complaint, uncomfortable

27	El espacio en la clase económica puede ser estrecho y no ofrecer suficiente legroom, con opiniones divididas sobre la comodidad y la calidad del in-flight entertainment	-5.1910888357339635	terrible, worst, leg_room, johannesburg, sitting, okay, legroom, leg, avoid, wine, room, complimentary, departed, tv, fly, call, first, dirty, tray, work
28	El servicio en primera clase puede ser decepcionante debido a la calidad del equipamiento, con quejas sobre asientos rotos y falta de atención personalizada.	-4.176863754388684	worse, first_class, cold, worn, broken, row, class, finally, first, help, fly, overnight, light, tired, night
29	Los vuelos presentan opciones de entretenimiento que son adecuadas pero a menudo limitadas, con quejas sobre la falta de variedad y problemas con el servicio de atención al cliente	-4.2328814196400995	movie, call, selection, average, response, san, polite, second, see, acceptable, make, must, eventually, seating, booked, holiday, point, standard
30	El equipaje perdido y el mal funcionamiento de ciertos servicios pueden ser un problema para los pasajeros, especialmente cuando se viaja por la noche o en vuelos de larga duración	-4.241328823566587	lost, etc, evening, started, put, broken, movie, tv, bar, tight, working, thought, year, selection, informed, called, throughout, number, whole
31	Los pasajeros pueden experimentar retrasos y largas esperas, con quejas sobre el tiempo de conexión y el manejo del equipaje, afectando la experiencia general del viaje	-4.241863676568077	keep, young, entire, understand, taking, case, bus, experienced, year, reasonable, delay, lost, plane, connection, expect, sitting, ago, seen, wait, well
32	Las demoras y los problemas con vuelos de conexión pueden ser frustrantes, con experiencias mixtas sobre el manejo de cambios de vuelo y el servicio de atención al cliente	-4.332092753294151	holiday, evening, wife, delayed, year, extremely, disappointed, late, okay, connecting, ahead, family, leaving, middle_seat, awful, morning, difference, online, empty, middle
33	Los problemas con el equipaje y el servicio al cliente pueden ser preocupantes, con quejas sobre largos tiempos de espera y mal manejo del proceso de embarque y desembarque	-4.361640522905689	wrong, showed, surprisingly, process, absolutely, drop, pay, terrible, customer_service, beyond, baggage, waited, average, lounge, arrival, especially, departure, leg, product, something

34	Los vuelos pueden ser decepcionantes debido a la calidad del inflight entertainment y el servicio, con quejas sobre equipos antiguos y una falta de atención a las necesidades del pasajero	-4.69018666179601	cold, disappointing, sad, keep, year, ago, working, inbound, european, whole, ok, recline, outbound, already, inflight_entertainment, sitting, terrible, went, deck, choice
35	Los vuelos de bajo costo ofrecen servicios básicos, pero pueden carecer de comodidades y presentar problemas con el manejo del equipaje y la falta de atención personalizada	-5.025137706432189	low_cost, low, buy, least, cost, complimentary, age, nice, shame, expect, aisle, however, seated, champagne, short, etc, recommend, row, showed, coming
36	Las experiencias con vuelos de conexión y retrasos pueden ser frustrantes, con problemas para coordinar el equipaje y el manejo de los tiempos de espera durante el proceso de embarque	-5.128251988275708	leaving, anyone, showed, started, recommend, year, entire, thought, overnight, surprised, bag, provided, singapore, gate, snack, lack, bus, away, lost, ready
37	Los pasajeros pueden enfrentar problemas con la calidad del servicio, con quejas sobre actitudes negativas del personal y servicios de clase business por debajo de las expectativas	-5.1910888357339635	worn, family, gone, attitude, month, carrier, booking, last, feel, totally, right, tight, customer, upgrade, club_world, received, third, paying, low_cost, paid
38	Los problemas con el equipaje y el manejo del servicio pueden ser preocupantes, con experiencias negativas debido a la falta de atención personalizada y problemas de coordinación	-5.289978245994637	working, serve, past, family, lost, future, plus, ever, someone, surprised, never, understand, issue, window, ok, coming, professional, layout, suite, bag
39	El servicio básico en vuelos de bajo costo puede ser limitado, con problemas para coordinar el equipaje y largas esperas, generando quejas sobre la calidad del servicio	-5.376335468218454	recommend, holiday, cannot, basic, wifi, fa, expensive, phone, response, wrong, call, delayed, booked, order, light, available, drink, complimentary, hour, beef

40	Los vuelos en clase ejecutiva pueden ser incómodos, con quejas sobre espacios estrechos, equipos desgastados y falta de atención al detalle, lo que genera experiencias negativas	-5.46307165406974	terrible, cramped, care, uncomfortable, working, san, le, lost, holiday, thought, crowded, executive, status, thing, week, touch, want, day, company, three
41	Los vuelos en la ruta de Johannesburgo ofrecen experiencias variadas, con quejas sobre la calidad del servicio y el estado del avión, pero algunos pasajeros recomiendan el viaje por el trato del personal	-5.573456277803184	absolutely, recommend, johannesburg, simply, ever, smooth, journey, made, crew, helpful, announcement, cold, never, upper, upper_deck, dirty, storage, delayed, deck, okay
42	Los problemas con el check-in en línea y la falta de opciones en el proceso pueden ser frustrantes para los pasajeros, con quejas sobre el servicio inconsistente y el trato del personal	-5.7489456793233655	extremely, worst, simply, empty, worth, online_check, avoid, sorry, main, option, last_year, least, sad, suite, bus, online, expect, already, case, leaving
43	El servicio a bordo incluye opciones de bebidas como champagne, pero los pasajeros pueden encontrar problemas con el funcionamiento de ciertos servicios y la calidad del inflight entertainment	-5.970394767101401	ok, decent, champagne, movie, happy, bottle, lack, working, away, reasonable, serve, bus, bar, superb, thought, recommend, ago, johannesburg, surprised, surprisingly
44	Los vuelos de aerolíneas de bajo costo pueden ser problemáticos, con problemas para coordinar el equipaje y quejas sobre la falta de atención al detalle y la experiencia general del viaje	-6.2763010890761555	entire, budget_airline, budget, lost, bus, holiday, throughout, year, cold, okay, ago, recline, european, etc, phone, cannot, least, overnight, airline, empty
45	Los vuelos cortos en aerolíneas de bajo costo como EasyJet pueden ser una experiencia desagradable, con problemas relacionados con la configuración de los asientos y la calidad del servicio	-6.331415221932251	year, budget, least, care, disappointing, joke, short_haul, easyjet, broken, configuration, totally, dirty, sitting, european, whole, simply, young, budget_airline, direct, group

46	Los pasajeros pueden experimentar problemas con el servicio en la clase business, con quejas sobre la calidad del equipamiento y la falta de atención personalizada, afectando la experiencia general	-6.37635738848857	terrible, suite, near, started, add, group, lack, direct, movie, etc, overnight, expect, evening, superb, configuration, broken, young, lhr, attitude, quality
47	Los vuelos pueden presentar problemas con el horario y la coordinación del proceso de embarque, aunque algunos pasajeros valoran el esfuerzo por mantener el servicio en tiempo y la atención personalizada	-6.535120340005284	schedule, ahead_schedule, ahead, control, pillow, group, company, attitude, johannesburg, joke, away, anyone, access, add, upper_deck, become, upper, journey, gallery, arrival
48	Los pasajeros pueden encontrar dificultades con el servicio al cliente y el control de ciertos servicios, con quejas sobre la falta de flexibilidad y problemas con el uso de dispositivos como el teléfono	-7.087426436400805	expect, phone, control, difficult, holiday, beyond, reasonably, ago, evening, several, add, year, access, lack, seated, style, started, beverage, buy, layout
49	El equipamiento en algunos vuelos puede ser problemático, con quejas sobre la calidad de los cojines y otros elementos básicos, afectando la experiencia de los pasajeros	-7.105639979444667	pillow, much_better, keep, expect, decent, min, care, near, since, schedule, anyone, direct, phone, terrible, year, fairly, surprised, disappointing, air, soon
50	Las experiencias durante las vacaciones pueden ser variadas, con quejas sobre la falta de espacio y la calidad del servicio, pero algunos pasajeros encuentran aspectos positivos como el esfuerzo por mantener el servicio razonable	-7.582762684511391	okay, holiday, keep, started, crowded, reasonable, lack, showed, style, reasonably, sad, anyone, lost, tight, ok, least, direct, schedule, throughout, place

Cuadro 4.11: Temas encontrados en las valoraciones negativas de British Airline

4.2.7. Hiperparámetros en las valoraciones positivas de Air France

Num Topics	Passes	Iterations	Coherence
5	50	100	-1.6765289684765476
10	50	100	-1.8972727015971755
15	50	100	-1.8273949144608226
20	50	100	-1.9592221532741732
25	50	100	-2.0919276122949815
30	50	100	-1.8926811217413382
35	50	100	-2.0405447230872023
40	50	100	-2.065554281350842
45	50	100	-2.06069596979525
50	50	100	-2.0024001365668953
55	50	100	-1.9428326301484726
60	50	100	-1.9726928700352468
65	50	100	-2.018388249573195
70	50	100	-2.049807920153685
75	50	100	-2.000469182566531
80	50	100	-2.0355553808382427
85	50	100	-2.033831754660287
90	50	100	-2.262348427319321
95	50	100	-2.4955155333994443
100	50	100	-2.5465362418224426

Cuadro 4.12: Hiperparámetros en las valoraciones positivas de Air France

4.2.8. Temas encontrados en las valoraciones positivas de Air France

Id	Tema	Coherencia	Palabras
1	El servicio a bordo es amable y profesional, con una experiencia de cabina cómoda, alimentos de calidad, y un personal atento en clase business y economy	-1.2553769030699216	service, good, cabin, crew, nice, friendly, class, staff, cdg, time, great, experience, excellent, food, business, aircraft, cabin_crew, comfortable, would, drink
2	Los pasajeros valoran la amabilidad del personal y el servicio profesional, con aviones limpios y comidas decentes, aunque se mencionan experiencias mixtas en la clase economy	-1.4968603505489186	kind, decent, quite, much, bad, new, aircraft, professional, clean, af, movie, food, economy, fast, even, staff, friendly, service, helpful, nice
3	El proceso de llegada y abordaje es generalmente rápido y eficiente, con personal profesional y servicio amable, aunque puede haber retrasos y problemas con el equipaje	-1.531311828395781	nice, short, trip, even, arrived, served, delay, due, professional, baggage, snack, crew, friendly, drink, airport, clean, great, arrival, first, boarding
4	Los vuelos desde Londres incluyen un servicio amable y limpio, con personal atento y bebidas disponibles, generando experiencias generalmente positivas para los pasajeros	-1.5490303108447956	hot, london, enjoyed, beverage, use, flying, fast, clean, recommend, aircraft, helpful, offered, really, cabin_crew, comfortable, new, attentive, cabin, pretty, friendly
5	El espacio en la clase business puede ser limitado, pero el personal es amable y profesional, proporcionando un servicio eficiente con opciones de comida y bebida	-1.5715749195166218	space, business_class, two, business, class, full, left, cabin_crew, plenty, service, friendly, professional, well, quite, came, via, really, leg, excellent, meal
6	El servicio en los vuelos puede ser inconsistente, pero la mayoría de los pasajeros valora el servicio amable y las opciones de comida, aunque se mencionan problemas con aviones antiguos	-1.5973748492363002	fly, plane, board, af, well, good, service, food, old, still, decent, tasty, friendly, overall, would, cabin, via_paris, meal, via, bit

7	Los vuelos en aviones Boeing incluyen un servicio agradable y limpio, con personal profesional y una experiencia generalmente positiva, aunque puede haber problemas con inflight entertainment	-1.7460406575079703	perfect, overall, boeing, professional, way, nice, much, attendant, good, row, ife, free, drink, onboard, economy, food, clean, flying, comfortable, pleasant
8	Los vuelos desde Francia ofrecen un servicio amable y profesional, con opciones de comida deliciosas, aunque algunos pasajeros pueden encontrar problemas con el espacio y el equipamiento	-1.7658374071196172	delicious, ground, staff, nice, fly, definitely, one, flying, full, meal, board, well, good, also, old, would, terminal, french, time, airline
9	Los vuelos en clase business pueden ser cómodos, con espacio y servicio decente, aunque puede haber problemas con el equipaje y la coordinación del proceso de embarque	-1.7718514409941062	bag, two, plenty, overall, day, next, business, due, also, business.class, room, old, class, without, fine, priority, great, meal, selection, although
10	Los vuelos desde París presentan opciones de servicio variadas, con personal amable y bebidas disponibles, aunque puede haber retrasos y problemas con el tiempo de vuelo	-1.7868656444761888	use, delayed, paris.cdg, great, would, still, onboard, cdg, crew, time, fly, free, really, helpful, perfect, plane, experience, tasty, choice, good
11	El servicio en los lounges es generalmente eficiente y profesional, pero pueden presentarse retrasos y problemas con el equipaje, generando experiencias mixtas para los pasajeros	-1.8386871945415626	staff, lounge, well, great, priority, despite, delay, champagne, took, without, ground, friendly, full, u, luggage, onboard, arrived, short, snack, economy
12	Los vuelos cortos incluyen un servicio amigable y profesional, aunque puede haber problemas con el equipaje y el proceso de abordaje, con experiencias variadas entre los pasajeros	-1.8552616311444394	short, still, helpful, everything, choice, thing, priority, made, without, flew, day, class, economy, u, really, despite, board, attendant, one, boarding

13	El inflight entertainment y el servicio de comida son generalmente buenos, con aviones cómodos y personal profesional, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el espacio y el equipaje	-1.8686826694123448	many, movie, flew, entertainment, polite, attendant, professional, inflight, comfortable, new, aircraft, economy, food, full, without, tasty, good, cabin, space, plenty
14	El proceso de manejo de equipaje y la coordinación de los vuelos pueden ser problemáticos, con quejas sobre la falta de espacio y la calidad del servicio en clase económica	-1.9266251670014496	luggage, leg, aircraft, best, clean, trip, made, could, lounge, well, check, hot, day, though, served, drink, way, economy, airline, looking
15	Los problemas con el equipaje y el retraso en los vuelos pueden ser frustrantes, pero algunos pasajeros valoran el servicio a bordo y el proceso de check-in.	-1.969241228973837	decent, coffee, use, onboard, really, delayed, travel, nice, airport, airline, though, baggage, back, helpful, also, service, good, security, via_paris, check
16	Los vuelos presentan un servicio generalmente profesional y amigable, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con la coordinación de los vuelos y el manejo del equipaje	-1.975502642545286	recommend, staff, via_paris, aircraft, via, ground, would, landing, take, beverage, small, service, return, entertainment, good, time, premium, bit, due, wine
17	Los vuelos pueden ser retrasados y presentar problemas con el equipaje, pero algunos pasajeros valoran la profesionalidad del personal y el servicio en cabina	-1.9757792118155013	took, got, made, airport, due, luggage, plane, cabin_crew, cabin, crew, u, helpful, hot, delayed, still, terminal, quite, minute, drink, definitely
18	El espacio en los vuelos de larga distancia puede ser limitado, pero el servicio es generalmente bueno, con opciones de comida y bebida, aunque pueden presentarse retrasos y problemas con el equipaje	-1.9797109495078646	long, plane, coffee, luggage, like, passenger, crew, cabin_crew, served, hour, haul, perfect, delayed, drink, row, next, space, without, boarding, day

19	Los problemas con el inflight entertainment y el servicio a bordo pueden ser frustrantes, pero algunos pasajeros valoran el trato amable del personal y el servicio profesional	-1.9958212819906682	polite, though, leg, delay, nice, delayed, made, inflight, wifi, airport, bit, breakfast, minute, fast, well, aircraft, time, crew, af, good
20	El inflight entertainment y el servicio a bordo son generalmente buenos, aunque algunos pasajeros pueden encontrar problemas con el equipaje y el proceso de embarque	-2.016772223315783	great, last, ok, movie, like, excellent, entertainment, airport, onboard, wifi, ground, flew, priority, comfortable, would, experience, return, quality, inflight, way
21	El servicio en los vuelos es eficiente y cómodo, con cabina limpia y personal amable y profesional, lo que genera experiencias de viaje positivas para los pasajeros.	-2.0179833988428983	recommend, efficient, comfortable, last, many, use, fast, time, return, professional, helpful, check, cabin, arrival, cabin_crew, friendly, trip, clean, haul, attentive
22	Los vuelos ofrecen un buen entretenimiento y bebidas como vino y champán, con un servicio amable y profesional que hace que la experiencia a bordo sea generalmente agradable	-2.0442108193720028	room, system, champagne, landing, entertainment, wine, available, excellent, nice, fly, boarding, since, lounge, easy, use, experience, inflight, little, first, great
23	El servicio en los vuelos es generalmente bueno, con opciones de entretenimiento, aunque pueden presentarse experiencias mixtas, con pasajeros que valoran el servicio y otros que encuentran problemas	-2.056483825733994	fine, return, french, experience, flying, great, bad, would, ok, could, choice, nice, well, movie, lot, everything, better, one, economy, excellent
24	Los vuelos en clase económica ofrecen experiencias mixtas, con un servicio amigable y eficiente, aunque puede haber problemas con el tiempo de vuelo y las condiciones a bordo	-2.121785264834168	overall, without, selection, trip, drink, though, pretty, quite, meal, experience, efficient, haul, nice, short, last, economy, flew, delay, hot, space

25	Los vuelos a través de París ofrecen un servicio a bordo decente, con una experiencia de desayuno agradable, aunque puede haber retrasos y otros inconvenientes menores	-2.1351525211032634	even, pleasant, af, attendant, via_paris, still, via, staff, great, perfect, cdg, despite, full, entertainment, good, breakfast, onboard, nice, hot, though
26	El servicio a bordo es generalmente recomendado, con un personal amable y un proceso de check-in eficiente, aunque pueden presentarse problemas con el proceso de embarque y el manejo del equipaje	-2.137050773519841	recommend, flew, via_paris, kind, everything, attendant, via, airline, polite, best, helpful, great, travel, friendly, thing, attentive, back, food, looking, although
27	Los vuelos incluyen un servicio limpio y agradable, con personal amigable y buen entretenimiento, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el equipamiento y las condiciones a bordo	-2.1998918344965515	boeing, bad, wifi, ground, onboard, service, nice, pleasant, u, polite, time, clean, recommend, comfortable, would, day, great, crew, back, everything
28	Los vuelos en clase business ofrecen una experiencia agradable y un servicio decente, con personal profesional y una selección adecuada de comida y bebidas	-2.225386015057166	business, business_class, return, beverage, due, old, service, class, quite, last, looking, flying, best, next, trip, pleasant, arrival, onboard, well, full
29	Los vuelos pueden ser retrasados y presentar problemas con el equipaje, pero la mayoría de los pasajeros valoran el servicio amable y el inflight entertainment	-2.2405252642197184	definitely, would, inflight, french, ok, wine, fly, service, even, good, delayed, bit, due, excellent, cabin_crew, everything, wifi, aircraft, delicious, system
30	El servicio a bordo es generalmente eficiente y amigable, con personal profesional y una experiencia de desayuno agradable, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el proceso de abordaje y el equipaje	-2.2501255954773454	really, fast, enjoyed, flying, security, pretty, arrived, looking, cabin_crew, cabin, short, definitely, breakfast, aircraft, paris_cdg, efficient, new, lounge, one, available

31	El servicio a bordo es eficiente y profesional, con un proceso de aterrizaje suave y un servicio de desayuno adecuado, aunque puede haber problemas menores	-2.299501731907628	efficient, landing, since, friendly, service, served, delicious, great, airline, definitely, last, fine, best, choice, decent, staff, ife, hot, breakfast, also
32	El servicio a bordo es generalmente profesional y amigable, con un proceso de llegada eficiente y un personal amigable, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con la coordinación y el tiempo de vuelo	-2.3718898616200583	another, offered, arrived, long, overall, experience, excellent, polite, get, helpful, lot, pleasant, professional, leg, attendant, travel, quality, space, use, u
33	Los vuelos pueden ser retrasados y presentar problemas con el equipaje, pero el servicio es profesional y amigable, con un proceso de embarque generalmente eficiente	-2.4450849529836587	last, another, delayed, due, u, without, airport, next, looking, arrival, really, flew, take, day, would, made, airline, polite, like, cabin_crew
34	El servicio a bordo es generalmente amigable y eficiente, con un proceso de embarque suave y un personal amigable, aunque puede haber problemas con el tiempo de vuelo y la coordinación	-2.4539250773135497	onboard, flew, good, hour, row, helpful, service, could, leg, hot, via_paris, professional, board, back, old, beverage, via, like, london, system
35	El servicio a bordo es eficiente y profesional, con un personal amigable y un proceso de embarque generalmente suave, aunque pueden presentarse problemas con el equipaje y la coordinación	-2.4947521724500814	ground, good, service, fast, recommend, ok, also, staff, everything, flying, made, airline, wifi, kind, lot, short, travel, overall, drink, definitely
36	El servicio a bordo es generalmente profesional y amigable, con un proceso de llegada eficiente y un personal amigable, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el tiempo de vuelo	-2.5127757034785483	enjoyed, small, efficient, wine, bag, minute, tasty, quite, gate, travel, fine, terminal, french, back, flying, use, clean, first, delicious, arrived

37	El servicio a bordo es generalmente profesional y amigable, con una selección adecuada de comida y bebidas, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el equipaje y el proceso de embarque	-2.566504480025646	pleasant, tasty, overall, attendant, served, food, new, bag, kind, french, boeing, get, system, definitely, like, delayed, next, business_class, class, check
38	El servicio a bordo es generalmente profesional y amigable, con una selección adecuada de comida y bebidas, aunque pueden presentarse problemas con el proceso de embarque y el manejo del equipaje	-2.6844723662073404	enjoyed, last, business_class, business, class, efficient, next, bit, travel, delicious, two, recommend, get, experience, really, tasty, professional, food, bag, would
39	El servicio a bordo es profesional y amigable, con una selección adecuada de entretenimiento, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el proceso de embarque y el manejo del equipaje	-2.895155637236799	airline, overall, airport, via_paris, flew, full, helpful, premium, movie, also, decent, quite, enjoyed, perfect, landing, everything, room, fast, back, take
40	El servicio a bordo es generalmente amigable y eficiente, con un proceso de embarque suave y un personal amigable, aunque algunos pasajeros encuentran problemas con el tiempo de vuelo y el equipaje	-2.995305446194448	efficient, though, due, tasty, without, hot, security, enjoyed, airport, another, full, airline, overall, take, also, everything, via_paris, movie, landing, via

Cuadro 4.13: Temas encontrados en las valoraciones positivas de Air France

4.2.9. Hiperparámetros en las valoraciones neutras de Air France

Num Topics	Passes	Iterations	Coherence
5	50	100	-0.7385219213596378
10	50	100	-0.7305145220211046
15	50	100	-0.7272415699795789
20	50	100	-0.7268391856406762
25	50	100	-0.72096334748867
30	50	100	-0.7191633071909043
35	50	100	-0.7195203463172679
40	50	100	-0.7179253893924662
45	50	100	-0.7197334239653376
50	50	100	-0.7148383140832554
55	50	100	-0.7134465398886514
60	50	100	-0.7121860741956191
65	50	100	-0.7102100517280199
70	50	100	-0.7099487041776799
75	50	100	-0.7099487041776801
80	50	100	-0.7099487041776802
85	50	100	-0.7099487041776801
90	50	100	-0.7099487041776802
95	50	100	-0.70994870417768
100	50	100	-0.7099487041776801

Cuadro 4.14: Hiperparámetros en las valoraciones neutras de Air France

4.2.10. Temas encontrados en las valoraciones neutras de Air France

Id	Tema	Coherencia	Palabras
1	Tópico 1	-0.7079	service, class, food, one, good, time
2	Tópico 2	-0.7212	good, service, one, food, class, time
3	Tópico 3	-0.7437	one, time, good, service, class, food
4	Tópico 4	-0.7586	food, good, time, one, service, class
5	Tópico 5	-0.7612	time, good, one, food, service, class

Cuadro 4.15: Temas encontrados en las valoraciones neutras de Air France

4.2.11. Hiperparámetros en las valoraciones negativas de Air France

Num Topics	Passes	Iterations	Coherence
5	50	100	-1.7130422507337328
10	50	100	-2.245164688579997
15	50	100	-2.4983008461780627
20	50	100	-2.323764143066902
25	50	100	-2.5908942203469065
30	50	100	-2.758333189365495
35	50	100	-2.7481674279249813
40	50	100	-2.6130992257359935
45	50	100	-2.3867279700572177
50	50	100	-2.6041544725903374
55	50	100	-2.6803074787960037
60	50	100	-2.432920603997483
65	50	100	-2.3956798374297072
70	50	100	-2.4580377432668534
75	50	100	-2.603432697348362
80	50	100	-2.421310742172942
85	50	100	-2.4015540168328307
90	50	100	-2.338799244620505
95	50	100	-2.3113552566246907
100	50	100	-2.276674168561663

Cuadro 4.16: Hiperparámetros en las valoraciones negativas de Air France

4.2.12. Temas encontrados en las valoraciones negativas de Air France

Id	Tema	Coherencia	Palabras
1	El servicio de equipaje puede ser problemático, con retrasos, pérdida de maletas y tiempos prolongados. Algunos pasajeros encuentran fallos en el servicio al cliente y experiencias incómodas, lo que lleva a frustraciones.	-1.231796981479331	bag, luggage, seat, service, u, hour, baggage, customer, time, airline, day, staff, cdg, ticket, check, would, one, experience, passenger, never
2	Los vuelos en clase premium ofrecen servicios variados, aunque los pasajeros pueden experimentar diferencias en calidad de servicio y comidas. Algunos aprecian el servicio, mientras que otros encuentran aspectos negativos como retrasos y problemas con el equipaje.	-1.8648254339234434	klm, economy, water, premium, cdg, everything, meal, served, second, seat, check, premium_economy, af, online, different, another, food, class, le, via
3	El servicio al cliente es a menudo criticado, con problemas relacionados con el equipaje, retrasos en el servicio y respuestas insatisfactorias. Muchos pasajeros enfrentan desafíos al tratar con el servicio de atención al cliente	-1.900840146226948	suitcase, point, leaving, given, speak, said, arrived, complaint, customer, day, closed, terrible, last, someone, baggage, new, trip, customer_service, number, service
4	Las quejas de los pasajeros a menudo están relacionadas con problemas de compensación y sistemas ineficaces. Hay casos de experiencias negativas debido a una falta de respuesta adecuada a los problemas de los clientes	-1.9317884348023486	everything, compensation, system, nothing, le, give, two, seat, getting, month, delta, said, back, still, passenger, meal, booked, something, called, ticket

5	Los pasajeros pueden experimentar retrasos y problemas con vuelos de conexión, con quejas sobre el manejo de equipaje y falta de ayuda por parte del personal. La frustración se ve agravada por experiencias insatisfactorias en el aeropuerto	-1.9421524342447554	despite, new, airport, connecting_flight, connecting, help, seat, u, delayed, via_paris, business, almost, drink, paid, staff, would, people, get, luggage, worse
6	Los vuelos cancelados y retrasados son comunes, lo que lleva a problemas de conexión y frustración. El servicio de atención al cliente puede ser insatisfactorio, con quejas sobre la falta de soluciones adecuadas para los pasajeros.	-2.068256177855599	another, cancelled, due, way, problem, delayed, fly, airline, arrival, issue, cdg, arrive, really, premium_economy, poor, reason, economy, premium, luggage, crew
7	El servicio al cliente es frecuentemente criticado por su falta de respuesta y solución de problemas. Los pasajeros a menudo se enfrentan a maletas perdidas, mala comunicación y experiencias insatisfactorias en general	-2.1761588374353438	arrive, terrible, day_later, provided, sent, customer_service, suitcase, offer, luggage, hotel, company, poor, later, service, ever, told, going, something, never, customer
8	Los vuelos en clase business ofrecen experiencias mixtas, con problemas de asignación de asientos y cambios inesperados. Aunque algunos pasajeros disfrutan de la experiencia, otros encuentran problemas con el manejo de equipaje y el servicio	-2.2952231046473988	business, business_class, class, economy, middle, paid, leg, changed, boarded, premium, booked, ticket, use, within, request, money, book, online, departure, plane
9	El manejo del equipaje es un problema común, con quejas sobre retrasos y maletas perdidas. Los pasajeros también reportan problemas con vuelos atrasados y dificultades para obtener información precisa	-2.354793458518606	luggage, changed, least, baggage, departure, arrive, plane, fly, gate, hour, leave, landed, checked, phone, speak, three, two, received, bag, finally

10	El servicio al cliente a menudo deja mucho que desear, con experiencias insatisfactorias y frustraciones. Los pasajeros reportan problemas con el equipaje y una falta de respuesta por parte del personal	-2.3635869157759597	disappointed, klm, always, point, booked, leg, travel, airline, ticket, every, changed, customer, worst, received, email, fly, find, could, trying, care
11	Los pasajeros experimentan problemas con la asignación de asientos, conexiones y cambios inesperados. Hay quejas sobre mal servicio, falta de coordinación y experiencias generales desagradables	-2.378762326229286	though, pay, given, seat, middle, af, available, sleep, booked, connection, find, last, already, airport, closed, go, finally, avoid, money, u
12	Los vuelos pueden ser problemáticos, con quejas sobre retrasos, maletas perdidas y problemas con el abordaje. Los pasajeros también reportan experiencias negativas con el servicio al cliente y compensación inadecuada	-2.39526531042744	terrible, min, delay, suitcase, compensation, arrival, u, different, late, miss, boarding, flew, upon, nothing, cabin, found, cabin, recommend, food, plane, like
13	El servicio puede ser inestable, con quejas sobre mal manejo del equipaje y retrasos. Los pasajeros enfrentan problemas con vuelos atrasados y una falta de respuesta adecuada del servicio al cliente	-2.4416324070304047	delayed, minute, arrival, old, also, year, seat, luggage, answer, everyone, problem, check, min, french, different, would, bad, experience, connection, bag
14	El manejo del equipaje es un problema frecuente, con maletas perdidas y falta de respuestas satisfactorias. Los pasajeros también enfrentan problemas con el servicio y falta de información clara	-2.4586322627984494	lost, got, baggage, claim, around, lot, arrive, cabin, af, thing, reason, never, cabin_crew, flying, crew, second, provide, nice, information, meal
15	Los pasajeros enfrentan problemas con el equipaje y experiencias insatisfactorias. Hay quejas sobre mal servicio, falta de respuestas adecuadas y frustraciones con el servicio al cliente	-2.6499919231868536	de, suitcase, small, agent, see, month, point, able, online, back, ticket, still, bag, lost, trying, u, issue, always, try, contact

16	Los pasajeros pueden experimentar vuelos cancelados y problemas con el servicio al cliente. Las quejas incluyen experiencias negativas, compensación inadecuada y falta de comunicación clara	-2.659350400807248	given, avoid, little, meal, cancelled, everything, though, one, poor, uncomfortable, around, something, even, second, compensation, night, bag, later, better, horrible
17	Los problemas con el servicio y el manejo de equipaje son comunes, con quejas sobre experiencias incómodas y falta de coordinación. Los pasajeros también enfrentan dificultades con cambios inesperados y vuelos atrasados	-2.753892392511697	seat, work, also, economy, food, london, would, point, miss, though, uncomfortable, poor, meal, middle, understand, via.paris, end, hotel, book, return
18	Los pasajeros enfrentan problemas con el manejo del equipaje y malas experiencias de servicio. Las quejas incluyen mal servicio, retrasos y falta de soluciones adecuadas por parte del servicio al cliente	-2.943415679338819	early, leave, worse, around, suitcase, find, need, also, able, though, know, help, way, even, something, old, ask, cannot, bad, later
19	Los pasajeros a menudo experimentan problemas con el equipaje y experiencias insatisfactorias. Hay quejas sobre retrasos, mala comunicación y falta de soluciones adecuadas a problemas de servicio	-2.956004856123036	london, compensation, day_later, provided, also, instead, disappointed, claim, every, missed, luggage, meal, poor, service, arrive, request, quality, always, night, without
20	Los problemas con el equipaje y vuelos atrasados son frecuentes, con quejas sobre mal servicio y dificultades para obtener información precisa. Los pasajeros enfrentan experiencias negativas con el servicio al cliente	-2.9595856191617886	fly, never_fly, gate, baggage, carry, miss, morning, london, terminal, euro, provide, extra, bag, within, connecting, luggage, security, took, check, information
21	El servicio al cliente puede ser inestable, con quejas sobre mal manejo de equipaje y falta de coordinación. Los pasajeros también reportan experiencias insatisfactorias y falta de respuestas satisfactorias	-2.9739155041395096	wanted, change, request, way, staff, poor, experience, french, found, try, luggage, quality, departure, year, ok, served, extra, drink, everything, flying

22	Los problemas de servicio son comunes, con quejas sobre compensación inadecuada y experiencias negativas. Los pasajeros a menudo enfrentan dificultades con el manejo del equipaje y falta de soluciones adecuadas	-3.115194995374681	meal, compensation, also, poor, good, given, quality, drink, cabin_crew, served, board, point, old, around, entertainment, complaint, crew, provided, bus, water
23	El servicio al cliente a menudo deja mucho que desear, con quejas sobre mal manejo del equipaje y experiencias insatisfactorias. Los pasajeros también reportan problemas con vuelos atrasados y falta de respuestas satisfactorias	-3.124329738144004	given, information, ok, ground, delayed, plane, staff, cdg, suitcase, arrive, min, drink, always, long, changed, booking, rude, london, horrible, could
24	El servicio puede ser problemático, con problemas relacionados con el manejo del equipaje y experiencias negativas. Los pasajeros también enfrentan dificultades con vuelos atrasados y falta de comunicación clara	-3.2819925422227265	understand, early, board, served, around, good, french, try, upon, arrive, small, departure, leave, luggage, min, choice, class, offered, business, business_class
25	El manejo del equipaje es un problema frecuente, con quejas sobre malas experiencias y mal servicio. Los pasajeros también reportan experiencias insatisfactorias y falta de coordinación	-3.464706339704375	economy, premium_economy, premium, though, small, uncomfortable, seat, old, leaving, aircraft, screen, entertainment, early, cabin, enough, crew, quality, possible, food, paid
26	Los problemas con el equipaje y vuelos atrasados son frecuentes, con quejas sobre mal servicio y dificultades para obtener información precisa. Los pasajeros enfrentan experiencias negativas con el servicio al cliente	-3.597924423266069	bus, hotel, de, terminal, gate, aircraft, delay, disappointed, changed, morning, issue, poor, given, af, leave, boarding, landed, klm, full, without

27	El manejo del equipaje es un problema común, con quejas sobre malas experiencias y falta de coordinación. Los pasajeros también enfrentan dificultades con vuelos atrasados y experiencias insatisfactorias	-3.8430927146099094	cabin, early, understand, sleep, landed, suitcase, meal, tried, passenger, morning, request, cabin_crew, reason, online, experience, ok, website, help, lot, service
28	Los pasajeros enfrentan problemas con el manejo del equipaje y experiencias negativas. Las quejas incluyen mal servicio, retrasos y falta de soluciones adecuadas por parte del servicio al cliente	-3.89565564668865	small, bad, water, waited, experience, connection, point, without, worse, offer, hour, every, cost, ground, changed, closed, know, staff, trip, middle
29	El servicio puede ser inestable, con problemas relacionados con el manejo del equipaje y experiencias insatisfactorias. Los pasajeros también reportan dificultades con el servicio al cliente y falta de soluciones adecuadas	-4.17143224122633	entertainment, finally, answer, email, complaint, small, klm, london, issue, really, french, situation, compensation, trying, little, going, everyone, let, one, option
30	El manejo del equipaje es un problema frecuente, con quejas sobre malas experiencias y falta de respuestas satisfactorias. Los pasajeros enfrentan dificultades con vuelos atrasados y falta de coordinación	-4.5557964330638665	changed, security, arrive, terminal, suitcase, klm, trying, small, min, leave, miss, upon, sent, boarded, situation, always, landed, informed, catch, try

Cuadro 4.17: Temas encontrados en las valoraciones negativas de Air France