



Análisis de Datos I

Trabajo Integrador Final

Integrantes

- ❖ Federico Peirano
- ❖ Andrea Susana Caligiuri
- ❖ María José Carrazan
- ❖ Estefanía Muriel Santana Fagnani
- ❖ Horacio Capdevilla

Profesores

- ❖ Marcelo Carballo Llosa
- ❖ Maximiliano Vázquez
- ❖ Fernando Raballo

Número de grupo

7

Fuentes de datos

<https://docs.google.com/spreadsheets/d/1iY9FXjtAn3BYVUq-INaM6EWoqWF6ppnvZ6OJsKY4LQM/edit?gid=1429232190#gid=1429232190>

El dataset de los datos de vuelos de Flybondi revela una gran cantidad de información sobre las operaciones de la aerolínea entre 2023 y 2025. El conjunto de datos contiene 48,863 entradas y 28 columnas, incluyendo detalles sobre el estado del vuelo, demoras, condiciones climáticas, ocupación y precios de los tickets.

Plan de trabajo

1. Definición del problema y objetivos

Reducción de demoras y mejora de la puntualidad de vuelos

Las demoras en los vuelos constituyen un problema significativo para las aerolíneas, impactando negativamente la satisfacción del cliente, generando costos operativos adicionales (combustible, tripulación, compensaciones) y deteriorando la reputación de la marca. Flybondi, en su carácter de aerolínea de bajo costo, podría obtener beneficios considerables al mejorar su índice de puntualidad, lo cual es esencial para mantener su competitividad y fomentar la lealtad de sus clientes.

Objetivos del análisis

El objetivo principal de este análisis es identificar los factores clave que contribuyen a las demoras de los vuelos y desarrollar estrategias basadas en datos para mitigarlos. También es preciso saber diferenciar los vuelos demorados de los cancelados. Esto se desglosa en los siguientes objetivos específicos:

- **Identificar las causas principales de las demoras.**
 - Determinar cuáles son los motivos de demora más frecuentes (por ejemplo, clima, problemas técnicos, operativos, etc.).
 - Analizar si ciertos aeropuertos (de origen o destino) o rutas específicas presentan una mayor tendencia a las demoras.
 - Investigar la correlación entre las condiciones climáticas (temperatura, viento, visibilidad) y las demoras tanto en el origen como en el destino.
 - Evaluar el impacto de las medidas gremiales en la puntualidad de los vuelos.
- **Cuantificar el impacto de las demoras.**
 - Calcular el promedio de minutos de demora por vuelo, desglosado por ruta, tipo de aeronave y temporada.

- Estimar cómo las demoras afectan la ocupación de los vuelos y, de forma indirecta, la satisfacción del cliente.
- **Desarrollar recomendaciones para la mejora operativa.**
 - Proponer acciones concretas para reducir las demoras relacionadas con el clima, como ajustes en la programación o estrategias de desvío.
 - Sugerir mejoras en el mantenimiento técnico o en la gestión de la flota para minimizar las demoras causadas por fallas.

2. Obtención y descripción de los datos

El análisis se basa en el conjunto de datos de vuelos de Flybondi, contenido en un archivo CSV alojado en Google Drive para mayor adaptabilidad, el cual se llama *dataset_flybondi.csv*. Este archivo ofrece una visión detallada de las operaciones de la aerolínea desde el 1 de enero de 2023 hasta el 5 de noviembre de 2025.

A continuación se adjuntan las variables relevantes incluidas en el dataset.

Variables relevantes

- **ID_Vuelo:** Identificador único para cada vuelo.
- **Fecha:** Fecha del vuelo.
- **Dia_Semana:** Día de la semana en que se realizó el vuelo.
- **Origen y Destino:** Aeropuertos de salida y llegada del vuelo (códigos IATA como EZE, AEP, USH, COR, etc.).
- **Hora_Programada_Salida y Hora_Real_Salida:** Horarios de salida programados y reales.
- **Hora_Programada_Llegada y Hora_Real_Llegada:** Horarios de llegada programados y reales.
- **Demora_Minutos:** Cantidad de minutos de retraso del vuelo.
- **Estado_Vuelo:** Estado final del vuelo (A_Tiempo, Demorado, Cancelado).
- **Motivo_Demora:** Razón principal de la demora (Clima, Técnico, Tripulación, Cancelado, NA para vuelos a tiempo).
- **Tipo_Aeronave y Matricula:** Modelo y matrícula de la aeronave utilizada.
- **Pasajeros_Programados y Pasajeros_Abordados:** Cantidad de pasajeros esperados y los que realmente abordaron.
- **Ocupacion_Porcentaje:** Porcentaje de ocupación del vuelo.
- **Temperatura_Origen_C y Temperatura_Destino_C:** Temperaturas en grados Celsius en los aeropuertos de origen y destino.
- **Condicion_Clima_Origen y Condicion_Clima_Destino:** Descripción de las condiciones climáticas en los aeropuertos de origen y destino (Nublado, Despejado, Tormenta, Lluvia, Viento_Fuerte).
- **Viento_Origen_Kmh:** Velocidad del viento en el origen en kilómetros por hora.
- **Visibilidad_Origen_Km:** Visibilidad en el origen en kilómetros.

- **Precio_Promedio_Ticket:** Precio promedio del ticket para el vuelo.
- **Mes y Temporada:** Mes y temporada del año (Alta, Baja, Media).
- **Medida_Gremial_Activa:** Indicador de si hubo una medida gremial activa (SI/NO).
- **Distancia_Km:** Distancia en kilómetros de la ruta del vuelo.

Justificación de la elección de los datos y su relevancia para el problema

La elección de este conjunto de datos es altamente relevante y adecuada para abordar el problema de negocio de la *Reducción de Demoras y Mejora de la Puntualidad de Vuelos* por varias razones clave:

- **Información directa sobre demoras.**

La columna **Demora_Minutos** constituye la métrica central y permite cuantificar directamente el nivel de puntualidad de la aerolínea. Además, **Estado_Vuelo** y **Motivo_Demora** proporcionan la categorización necesaria para entender las causas de los retrasos.

- **Factores explicativos.**

El dataset incluye una amplia gama de variables que son conocidas por influir en la puntualidad de los vuelos:

- **Operacionales:** **Origen**, **Destino**, **Tipo_Aeronave**, **Matricula**.
- **Temporales:** **Fecha**, **Dia_Semana**, **Mes**, **Temporada**.
- **Climáticos:** **Temperatura_Origen_C**, **Condicion_Clima_Origen**, **Viento_Origen_Kmh**, **Visibilidad_Origen_Km**, y sus equivalentes de destino.
- **Externos:** **Medida_Gremial_Activa**.

- **Volumen y período de tiempo.**

Con más de 48.000 registros que abarcan casi tres años de operaciones (2023-2025), el dataset ofrece un volumen de datos lo suficientemente extenso para identificar patrones, tendencias y relaciones significativas que no serían evidentes en un conjunto de datos más pequeño o de menor duración. Esto permite un análisis robusto y la capacidad de generalizar los hallazgos, al igual que otorga mayor confiabilidad.

- **Contexto de negocio.**

Al ser una fuente de datos de una aerolínea real (*Flybondi*), el análisis de estas variables puede conducir a insights accionables y recomendaciones prácticas que la empresa puede implementar para optimizar sus procesos operativos y, en última instancia, su rentabilidad y la satisfacción del cliente.

Por otro lado, este dataset permite desarrollar futuros modelos de predicción de demoras y sistemas de alertas tempranas que podrían integrarse en un entorno de BI para la toma de decisiones estratégicas.

3. Limpieza y preprocesamiento de datos

La fase de limpieza y preprocesamiento tuvo como propósito garantizar la calidad, consistencia y coherencia estructural del dataset, asegurando que las etapas posteriores (EDA y visualización en Power BI) produjeran resultados confiables. Este proceso abarcó desde la conversión de tipos de datos hasta la detección de valores faltantes, la creación de nuevas variables y el tratamiento de inconsistencias.

3.1. Conversión de los datos a sus tipos

Se realizó la conversión explícita de los tipos de datos en Power Query, para asegurar que cada campo se procesara correctamente según su naturaleza:

- **Variables de Fecha y Hora**
 - **Fecha**: Convertida a tipo **Date** (Fecha).
 - **Hora_Programada_Salida**, **Hora_Programada_Llegada**, **Hora_Real_Salida**, **Hora_Real_Llegada**: Convertidas a tipo **Time** (Hora). Necesario para los cálculos precisos de duración y desviación del vuelo.
- **Variables Numéricas Clave**
 - **Demora_Minutos**, **Pasajeros_Programados**, **Pasajeros_Abordados**, **Distancia_Km**: Convertidas a tipo **Número Entero** o **Decimal**. Requisito básico para cualquier cálculo estadístico (promedio, suma).
- **Corrección de la Columna **Ocupacion_Porcentaje****
 - Se detectó que los valores de la columna se habían importado incorrectamente (ej. un valor de 71.7% se leyó como 717).
 - Para corregirlo se realizaron dos pasos de división sucesiva (una por 10 y otra por 100) para corregir la posición decimal y convertir el valor al formato de *ratio* (ej. \$71.7 → 0.717\$), lo que permite que Power BI aplique correctamente el formato de Porcentaje (%).

3.2. Manejo de valores faltantes

Se identificaron y trataron los valores nulos (*null*), que en este *dataset* se relacionaban principalmente con vuelos que salieron a tiempo o que fueron cancelados:

- **Motivo_Demora**:
 - **Tratamiento**: El valor *null* se presentaba cuando **Estado_Vuelo** era "A_Tiempo", por lo cual se reemplazó por el texto *SinDemora*.
 - **Justificación**: Esto crea una categoría explícita y consistente para los vuelos puntuales, permitiendo un análisis categórico de las causas de demora sin que los vuelos a tiempo sean erróneamente considerados como datos faltantes. A su vez, en caso de necesitarlo, si precisamos saber los motivos de demora reales podemos filtrar el motivo *SinDemora* previamente creado.

- **Hora_Real_Salida y Hora_Real_Llegada:**
 - **Tratamiento:** En vuelos cancelados o sin horario registrado se mantuvo el valor `null` tras la conversión a tipo `Time`.
 - **Justificación:** Al ser datos de tiempo, la imputación por promedio o mediana es incorrecta. Mantener `null` es la práctica estándar para vuelos cancelados, ya que evita errores en los cálculos de duración real del vuelo.
- **Demora_Minutos:**
 - **Tratamiento:** Los valores faltantes se imputaron con **0 (cero)**, asumiendo que un registro con falta de dato de demora es un error de registro para un vuelo que probablemente fue a tiempo.
 - **Justificación:** Esto permitió mantener la integridad del cálculo sin generar sesgos artificiales.

3.3. Creación de nuevas columnas (Feature Engineering)

Se crearon las siguientes columnas a partir de las variables existentes para enriquecer el modelo y facilitar el análisis de patrones complejos:

- **Ruta:** Creada mediante la concatenación de `Origen` y `Destino` (ej. *EZE-USH*). Permite agrupar y analizar el rendimiento por ruta específica.
- **Periodo:** Creada para relacionar el dataset con la tabla *Calendario* y tener una mejor perspectiva de las fechas.

3.4. Manejo de inconsistencias y outliers

Inconsistencias

Se aplicaron controles de calidad para detectar valores anómalos y corregir inconsistencias textuales:

- Valores negativos para la columna `Demora_Minutos`:
 - **Tratamiento:** mantiene el valor original si es positivo, de lo contrario, su valor es 0 (cero).
 - **Justificación:** Permite un análisis enfocado únicamente en el retraso (la métrica de negocio para la puntualidad), interpretando las llegadas anticipadas (negativas) como un tiempo de espera no problemático.
- Nombres de categorías (unificación):
 - **Tratamiento:** Se estandarizó la capitalización a columnas categóricas como `Motivo_Demora`, `Condicion_Clima_Origen`, etc.

- **Justificación:** Garantiza la consistencia en el texto (ejemplo: "Nublado" vs "nublado"), evitando que se cuenten como categorías separadas, lo que es vital para gráficos y filtros precisos.

Outliers

Para identificar valores atípicos en la variable *Demora_Minutos*, se calculó el **percentil 99 (P99)** del conjunto de datos. Todos los vuelos con una demora superior a dicho umbral se consideraron **outliers** por corresponder al 1% de demoras más extremas.

En este dataset, el P99 resultó ser de **120 minutos**, por lo que los vuelos con demoras mayores a ese valor fueron clasificados como outliers.

Se encontraron *420 casos* que cumplen con esta condición.

- **Tratamiento:** suavizamiento por *winsorización controlado*. Se aplicó un límite superior razonable basado en el comportamiento típico de demoras aeronáuticas. La regla que aplicamos es que si un vuelo presenta más de 120 minutos de demora, su valor es ajustado a un máximo de 120 minutos.
- **Justificación:** Si bien demoras muy elevadas pueden ocurrir en situaciones excepcionales, la presencia de valores extremadamente altos:
 - distorsiona estadísticas descriptivas (promedios, desvíos);
 - afecta la visualización, principalmente de los histogramas a implementar;
 - puede sesgar modelos predictivos o reglas de negocio;
 - no siempre responde a un comportamiento realista.

De esta manera, evitamos los valores exagerados que no aportan al análisis.

3.5. Consideraciones adicionales para Power BI

- **Tabla de Calendario:** Es altamente recomendable crear una tabla de calendario separada en Power BI y relacionarla con la columna **Fecha** y **Periodo** del dataset. Esto facilita el análisis de tiempo (años, trimestres, meses) y la creación de jerarquías de fecha.
- **Columnas no utilizadas:** Si hay columnas que no son relevantes para los objetivos del análisis, se pueden ocultar o eliminar en Power Query para optimizar el rendimiento del modelo.

4. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

El objetivo del análisis exploratorio es comprender la estructura del conjunto de datos, identificar patrones, tendencias y posibles anomalías, y obtener una primera aproximación

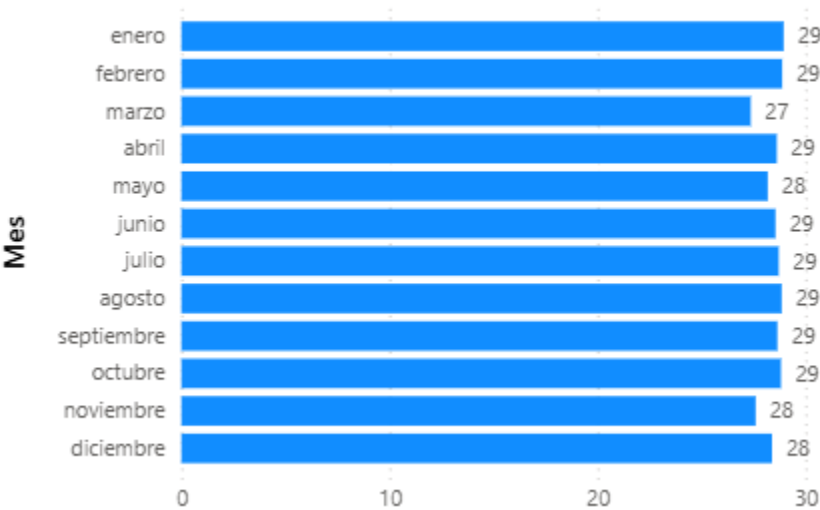
cuantitativa y visual al comportamiento de las demoras de vuelo de *Flybondi*. Esta etapa constituye la base para los hallazgos y visualizaciones posteriores en Power BI.

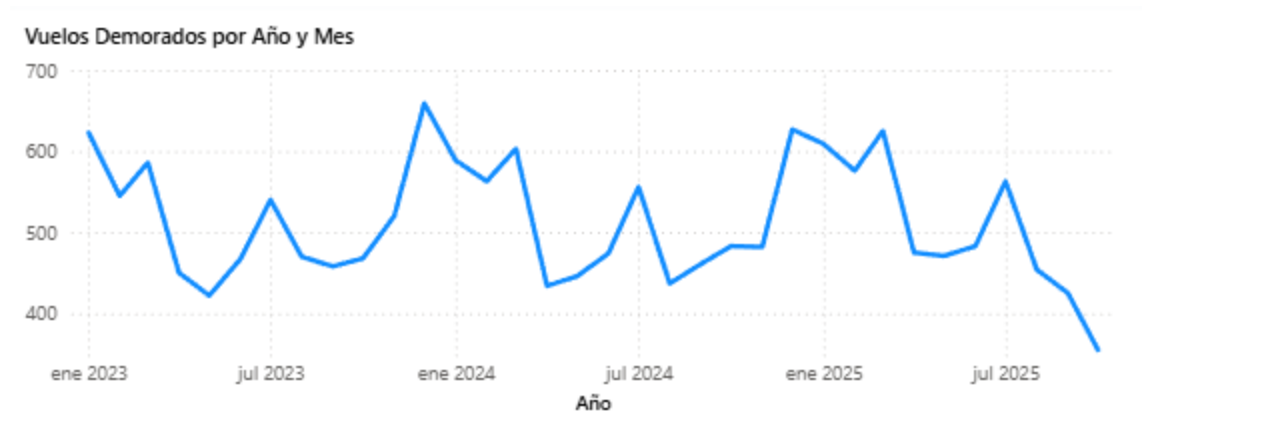
Paso 1: Análisis univariado y de métricas base (KPIs)

Establece el panorama general del problema, determinando que aproximadamente 1 de cada 3 vuelos presenta algún tipo de demora, con una demora promedio total de 29 minutos, lo cual representa un punto de partida cuantitativo clave. Hay que tener en cuenta que, si bien pueden haber vuelos con demoras de hasta 15 minutos, los mismos se consideran “a tiempo” por ley. Es por esto mismo que solamente se tuvieron en cuenta los vuelos con estado demorado.

Tarea (Visualización en Power BI)	Columna(s) y medidas a utilizar	Objetivo del Insight
KPI: Tasa de Demora	Total_Vuelos y Estado_Vuelos	Cuantificar los vuelos que sufrieron algún retraso (excluyendo cancelaciones y vuelos a tiempo).
KPI: Tasa de Cancelación	Total_Vuelos y Estado_Vuelos	Cuantificar los vuelos cancelados sobre el total de operaciones.

Promedio Demora (solo vuelos demorados) por Mes





Paso 2: Identificación de las causas principales (objetivo 1)

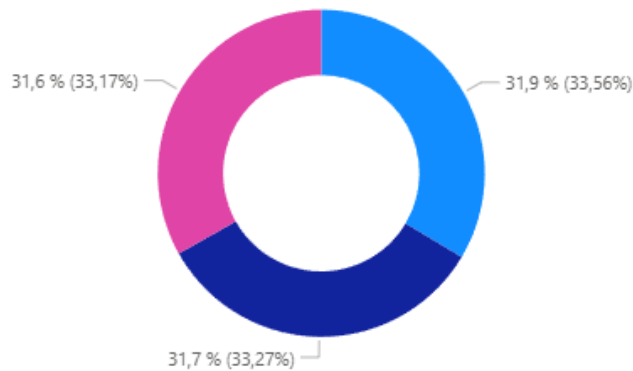
Una vez que se tiene el dato de *cuánto* es el retraso promedio, este paso ayuda a responder *dónde* y *por qué* ocurre.

A. Factores internos y externos

Se utilizó la columna **Motivo_Demora** junto con tasa de demora en porcentaje.

Tarea (Visualización en Power BI)	Columna(s) a Utilizar	Objetivo del Insight
Causas por Frecuencia	Motivo_Demora	Identificar qué factores (Clima, Técnico, Tripulación, Operacional, etc) tienen mayor impacto en la operación.
Causas por Aeropuerto	Origen / Destino y Motivo_Demora	Identificar si los problemas técnicos o de tripulación se concentran en ciertos aeropuertos base (ej. AEP o EZE).
Causas por Tipo de Aeronave	Tipo_Aeronave y Motivo_Demora	Determinar si algún modelo específico de avión (Airbus A320 vs. Boeing 737) tiene una tasa desproporcionada de demoras "Técnicas".

Tasa Demora % por Tipo_Aeronave

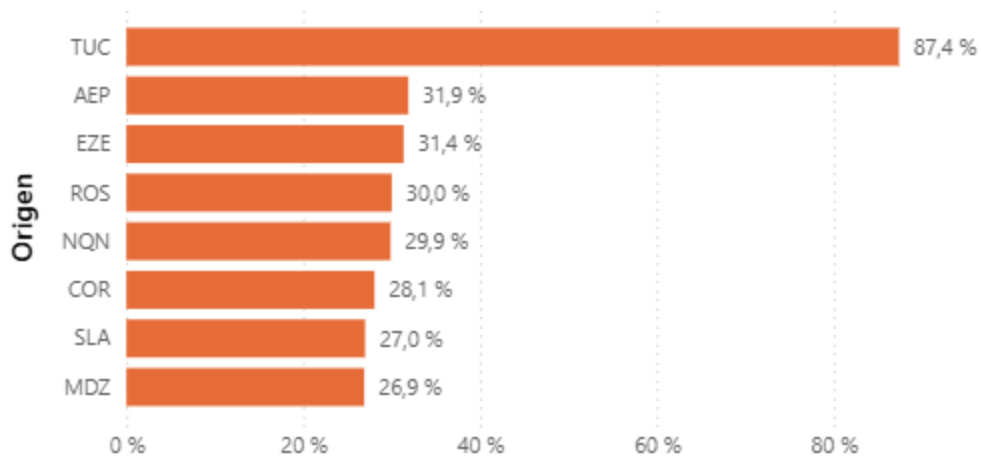


B. Por geográfico (rutas y aeropuertos)

Se exploraron las variables [Ruta](#), [Origen](#) y [Destino](#) para identificar puntos críticos dentro de la red operativa de *Flybondi* y ampliar el análisis de patrones geográficos.

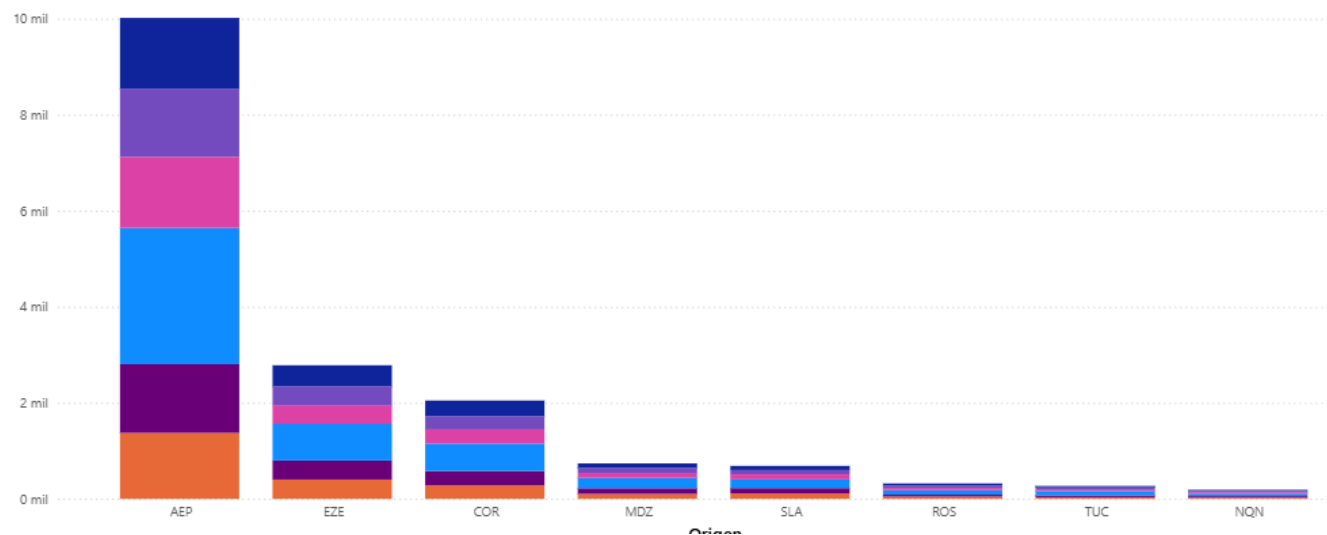
Tarea (Visualización en Power BI)	Columna(s) a Utilizar	Objetivo del Insight
Tasa de Demora por Ruta	Ruta (la columna concatenada)	Detectar las rutas (ej. AEP-USH) que tienen consistentemente la peor puntualidad, indicando problemas de programación o infraestructura (mayor nivel de demora promedio)
Aeropuertos Críticos	Origen y Destino	Identificar los aeropuertos de origen o destino con la mayor Demora Promedio o Tasa de Demora .

Tasa Demora % por Origen



Vuelos por Origen y Motivos de demora

● Clima
 ● Congestión_Aérea
 ● Operacional
 ● Pasajeros
 ● Técnico
 ● Tripulación

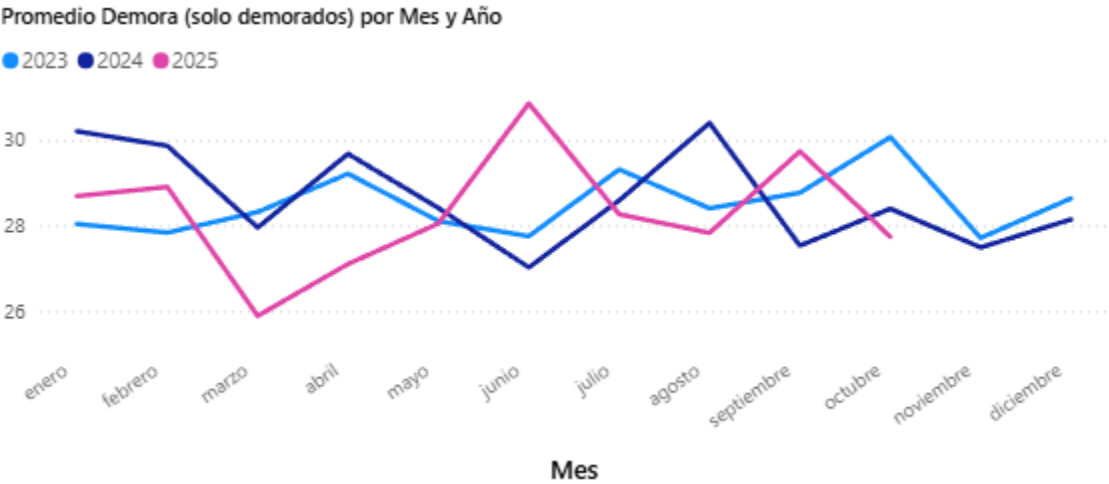


Paso 3: Análisis temporal y climático

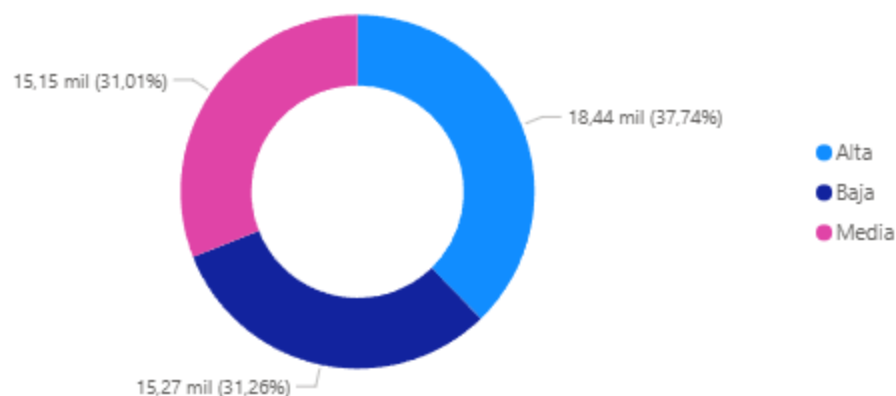
Este paso se enfoca en el *cuándo* y *bajo qué condiciones* ocurren las demoras. Se combinaron las variables temporales ([Mes](#), [Temporada](#), [Año](#)), algunas provenientes de la nueva tabla *Calendario*, con las condiciones meteorológicas y gremiales.

Tarea (Visualización en Power BI)	Columna(s) a Utilizar	Objetivo del Insight
-----------------------------------	-----------------------	----------------------

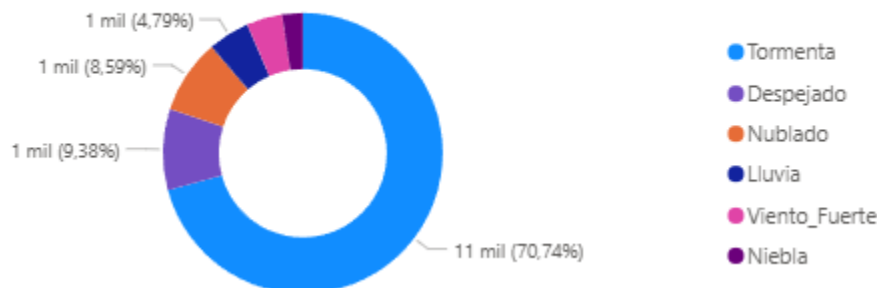
Tendencia Temporal	Calendario[Mes_Nombre] o Calendario[Año]	Analizar si la puntualidad ha mejorado o empeorado con el tiempo (tendencia), o si hay meses/estaciones consistentemente peores.
Impacto de la Temporada	Temporada y Mes	Comparar la Tasa de Demora y Demora Promedio entre Alta, Media y Baja (confirmando si los períodos de mayor tráfico son más problemáticos).
Impacto Climático	Condicion_Clima_Origen / Condicion_Clima_Destino	Determinar la condición climática o metereológica (Tormenta, Lluvia, Viento) que causa el mayor aumento en la Tasa de Demora .
Factores Externos	Medida_Gremial_Activa	Cuantificar el impacto de las medidas gremiales en la Demora Promedio y Tasa de Demora .



Cantidad de Vuelos por Temporada



Demorados por Condicion_Clima_Origen



En conclusión, el EDA permitió aislar los patrones principales y construir una narrativa de causalidad multifactorial, donde la puntualidad de Flybondi se ve afectada principalmente por cuellos de botella operativos, saturación en rutas regionales y condiciones meteorológicas, más que por condiciones externas. Estos hallazgos se utilizaron como base para el desarrollo del dashboard interactivo en Power BI y para las recomendaciones estratégicas posteriores.

5. Visualización y Storytelling

Esta etapa tuvo como propósito transformar los hallazgos analíticos del EDA en una narrativa visual clara, coherente y orientada a la toma de decisiones.

Se desarrolló un dashboard interactivo en Power BI que integra las métricas clave del proyecto, permitiendo explorar la información de manera dinámica y comprender de forma inmediata las causas, tendencias y consecuencias de las demoras en los vuelos de *Flybondi*.

El storytelling de datos se estructuró siguiendo una lógica de *pregunta–insight–implicación*, de modo que cada visualización responda a un interrogante de negocio y guíe al usuario hacia una conclusión accionable.

Etapa de la Historia	Pregunta que Responde	Hallazgo Clave (Tu Dato)	Implicación Estratégica
I. El Problema	¿Qué tan grande es el problema de puntualidad?	La tasa de demora alcanza el 31.67% del total de vuelos, con una demora promedio de 29 minutos por vuelo afectado.	1 de cada 3 vuelos tiene un problema de puntualidad. La prioridad es reducir el tiempo de espera.
II. El Dónde	¿En qué rutas y aeropuertos ocurre con mayor frecuencia?	La severidad se concentra en TUC principalmente con un promedio de 87.4% de demora, y luego con influencia más leve pero no insignificante en AEP, EZE, ROS y NQN, entre 28 y 31%.	Se deben reforzar las operaciones en aeropuertos regionales y descentralizados, no solo en los <i>hubs</i> principales (AEP, EZE).
III. El Cuándo	¿Existen momentos del año o factores externos que lo explican?	Hay un fuerte relevamiento sobre las condiciones meteorológicas, siendo las tormentas la representación del clima en un 70% de las demoras totales. También se observan picos estacionales como diciembre, enero, febrero y marzo, siendo meses de temporada alta, que representa un 37% del total, constituyendo un 38% del total de vuelos demorados. La medida gremial activa tiene un impacto casi nulo.	Las demoras responden a una saturación operativa estacional , no a conflictos laborales. También responden a las condiciones meteorológicas. Se requieren estrategias de planificación preventiva en meses de alta demanda para mejorar la capacidad operativa y de prevención en períodos de congestión y mal tiempo.
IV. El Por Qué	¿Cuáles son las causas principales de las demoras?	Múltiples causas tienen una frecuencia similar (Tripulación, Pasajeros, Técnico, etc.), sin embargo, en los picos altos por estacionalidad, se ve que el motivo 'Operacional' resalta. Además, hay mucha incidencia por parte del factor meteorológico, siendo 'Tormenta' el clima predominante en las demoras. A pesar de esto, se ve que hay una tasa de demora	La recomendación no puede ser simple. Es una falla multifactorial y operacional . Hay que mitigar riesgos para múltiples factores realizando acciones integradas entre mantenimiento, planificación y gestión de embarque.

		altísima en algunas rutas específicas, lo que puede indicar fallas operacionales en algunos aeropuertos específicos.	
--	--	--	--

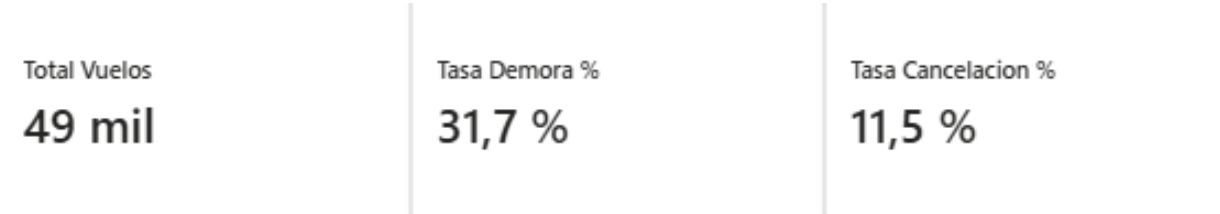
Interpretación de los hallazgos visuales

Los gráficos y paneles desarrollados en Power BI evidencian los siguientes aspectos clave:

1. Magnitud del problema (I. El Problema)

El análisis de datos de *Flybondi* revela que 1 de cada 3 vuelos sufre un retraso, con una **Tasa de Demora del 31.67%**. Cuando un vuelo se retrasa, el tiempo promedio de espera es de **29 minutos**.

Esto nos permite dimensionar el impacto operativo de manera inmediata.

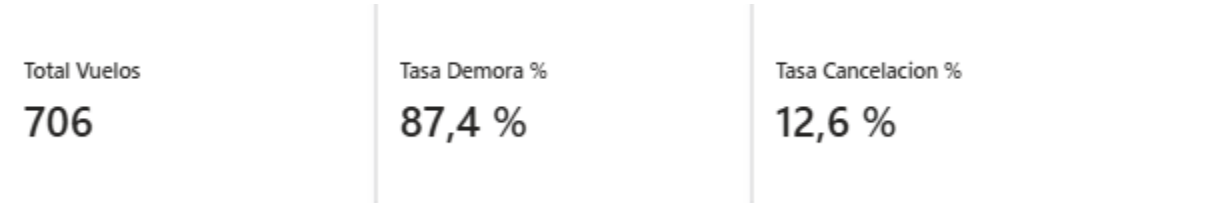


2. Distribución geográfica (II. El Donde)

Aunque los aeropuertos principales (AEP y EZE) concentran el mayor **volumen** de demoras por múltiples causas, como el desbordamiento, el factor más crítico para la **severidad del retraso** se encuentra en el aeropuerto de **TUC**. Es el que reporta la mayor tasa de demora en todas sus rutas, indicando que las estrategias de mitigación deben centrarse en esta terminal regional.

Este hallazgo visual refuerza la hipótesis de ineficiencia operativa descentralizada.

TUC



AEP

Total Vuelos
29 mil

Tasa Demora %
31,9 %

Tasa Cancelacion %
11,6 %

EZE

Total Vuelos
8 mil

Tasa Demora %
31,4 %

Tasa Cancelacion %
11,8 %

3. Análisis temporal y estacionalidad (III. El Cuando)

La línea de tendencia mostró picos estacionales en, lo que se presumen, meses de temporada alta. Este análisis permite a la aerolínea anticipar y planificar una asignación reforzada de recursos y personal para esos períodos de calendario operativo críticos, evitando que la saturación estacional derive en la peor puntualidad del año

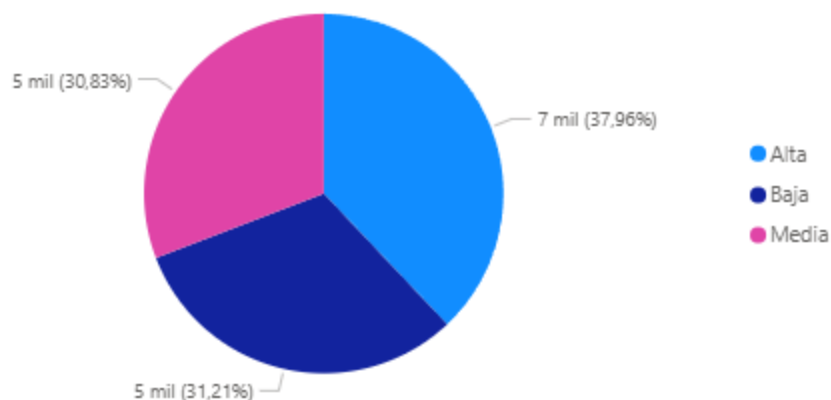
Cantidad de Vuelos por Mes y Año

● 2023 ● 2024 ● 2025



Sin embargo, a pesar de ser meses de temporada alta o media, al ver que los vuelos demorados representan un 38% de su total se puede demostrar que la ineficiencia que provocan los retrasos no se limita a los meses de mayor tráfico vacacional, sino que es una **falla estructural de la planificación operativa** que persiste incluso en períodos de demanda moderada.

Vuelos Demorados por Temporada

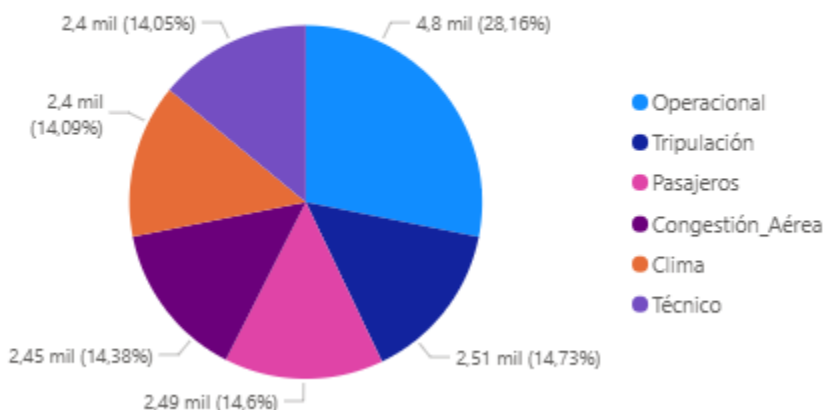


4. Factores causales - Factores externos y clima (IV. El Por Qué)

Motivos de demora internos

Observamos que hay un fuerte porcentaje de factores que son internos a la empresa, como operacional, tripulación y técnico, lo que puede indicar que la ineficiencia surge de los cuellos de botella en múltiples puntos de la cadena operativa: **retrasos en el embarque de pasajeros, problemas en la gestión de tripulaciones y fallas de mantenimiento**. La solución debe ser integral y no un enfoque simple.

Frecuencias por los motivos de demora

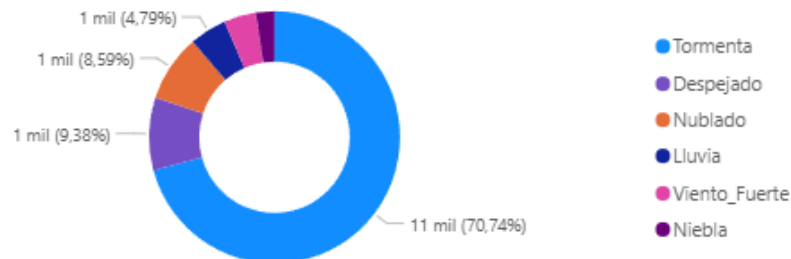


Clima

A pesar de que el clima represente un 14% del total de vuelos demorados, no es un porcentaje menor si vemos que el 70% lo representa la misma condición meteorológica: la tormenta.

Se puede interpretar que la empresa no tiene la infraestructura o la preparación debidas para prepararse para este tipo de tiempo, sino que es un patrón que se repite desde 2023 hasta 2025.

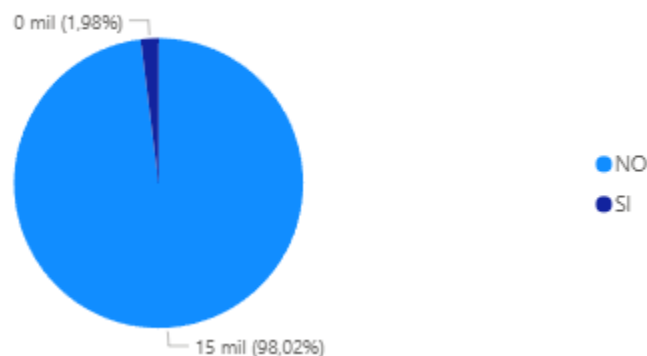
Demorados por Condicion_Clima_Origen



Medidas gremiales

El volumen de vuelos afectados por una medida gremial activa es **mínimo** (aproximadamente 300 vuelos), lo que puede indicar que no es un factor siquiera relevante para el análisis de los vuelos demorados.

Demorados por Medida_Gremial_Activa



Conclusión del Storytelling

El dashboard de *Flybondi* sintetiza de manera visual que la puntualidad es un problema estructural y multifactorial, que combina elementos operativos, logísticos y de planificación.

Las principales conclusiones extraídas del storytelling son:

1. El problema está en la **capacidad operativa** y **problemas internos** durante los períodos de mayor tráfico y la preparación ante diversos climas, como las tormentas. El seguimiento de este patrón que no ha sido solucionado ni mitigado constituye el punto crítico a abordar, ya que impacta directamente en la experiencia del cliente y en la

rotación de flota.

2. Las **rutas regionales**, como **TUC** y, por debajo, NQN y ROS, concentran las demoras más severas, lo que sugiere un déficit de recursos o planificación en aeropuertos secundarios.
3. El tipo de aeronave, los gremios o los precios no influyen al momento de investigar las causas de las demoras.

Las recomendaciones se centrarán en la mitigación de riesgos operativos y de infraestructura en las rutas críticas.

6. Recomendaciones y conclusiones

El análisis integral de los datos de vuelos de *Flybondi* permitió detectar patrones estructurales en la ocurrencia y severidad de las demoras, así como factores operativos recurrentes que las expliquen.

A partir de estos hallazgos, se elaboraron recomendaciones orientadas a mejorar la puntualidad, optimizar la eficiencia operativa y fortalecer la experiencia del cliente.

Foco del Hallazgo	Recomendación Específica
Alta severidad en aeropuertos regionales (TUC, NQN, ROS, etc)	Priorizar la operación en aeropuertos regionales (Nivel 1): Formular planes de contingencia específicos para NQN, ROS y TUC, pero principalmente TUC. Esto incluye asignar personal extra, equipamiento de <i>ramp</i> o franjas de <i>turnaround</i> más largas para absorber los retrasos en los aeropuertos donde la <i>severidad</i> (minutos) es más alta.
Demoras crónicas y multifactoriales (técnico, tripulación, pasajeros)	Implementación de un Comité Operacional de Mitigación de Riesgos: Dado que las demoras no se deben a una única causa y el problema es crónico, la aerolínea debe crear una estrategia interdepartamental que aborde la congestión en la cadena de operación: mejora de procesos de embarque (Pasajeros), optimización de <i>scheduling</i> (Tripulación) y mantenimiento preventivo (Técnico), además de mitigar la congestión en el área con comunicación definida con otros sectores del aeropuerto.
Estacionalidad marcada	Ajuste preventivo de Tiempos de Bloque (Block Time) en meses de pico: Aceptar que el problema se intensifica por congestión en meses de pico por estacionalidad. Ajustar el tiempo programado de vuelo y de <i>turnaround</i> en esos meses (ej., aumentar el tiempo de bloqueo en 5 minutos) puede absorber demoras menores y mejorar la puntualidad reportada, a pesar de que el problema operativo de fondo persista.

Fallas técnicas recurrentes al final del día operativo	Optimización de flota para vuelos de múltiples tramos: Analizar la performance de los aviones que realizan múltiples vuelos diarios. Si el análisis sugiere que los problemas técnicos se acumulan al final del día, se debe programar el mantenimiento preventivo más riguroso para esos modelos o matrículas.
Comunicación interáreas y gestión en tiempo real	Integrar un tablero operativo interno (BI) en tiempo real: El tablero servirá para monitorear indicadores de puntualidad, causas y desempeño por aeropuerto. Facilita la detección temprana de incidentes, el seguimiento diario y la toma de decisiones basadas en evidencia.

Conclusiones generales del análisis

El problema es multifactorial, no aislado.

Las demoras en Flybondi no responden a una única causa, sino a una combinación de factores internos que afectan la cadena operativa: problemas operacionales, coordinación de tripulaciones, procesos de embarque, y mantenimiento técnico.

La puntualidad se deteriora en aeropuertos regionales.

Aunque los *hubs* principales (AEP y EZE) concentran la mayor cantidad de vuelos y no se quedan atrás con los retrasos, los **aeropuertos secundarios** presentan los mayores tiempos promedio de demora, revelando una brecha operativa entre bases centrales y periféricas.

La estacionalidad es un factor determinante.

El análisis temporal mostró **picos críticos durante la temporada alta**, lo que sugiere que el problema de puntualidad está vinculado a la congestión y saturación del sistema más que a factores externos.

Los gremios, los precios y el tipo de aeronave tienen un impacto marginal.

Los datos muestran que las medidas sindicales, la cotización de los tickets y el tipo de avión no generan variaciones significativas en la tasa de demora, por lo que **la solución debe centrarse en la optimización interna de procesos y preparación de la empresa frente a condiciones meteorológicas adversas.**

El uso de analítica de datos potencia la gestión operativa.

El enfoque aplicado demostró que el uso de herramientas de *Business Intelligence* permite convertir grandes volúmenes de información en **insights accionables**, facilitando la

priorización de recursos, la mejora de la eficiencia y la toma de decisiones estratégicas.

Impacto potencial de las recomendaciones

Abordar el problema como un fenómeno multifactorial

- Mejor asignación de recursos: al saber que el problema no tiene una sola causa, se distribuyen esfuerzos entre operaciones, tripulación, mantenimiento y procesos de embarque.
- Reducción sostenida de demoras: atacar múltiples puntos críticos genera mejoras acumulativas que no se lograrían con soluciones aisladas.
- Mayor predictibilidad: la empresa puede anticipar cuellos de botella y resolverlos antes de que impacten al pasajero.

Reducir la brecha operativa entre aeropuertos principales y regionales

- Incremento de la puntualidad en rutas secundarias, donde hoy se concentran las demoras más largas.
- Disminución de costos por compensaciones, reprogramaciones y tiempos de espera en tierra.
- Mejor experiencia para el pasajero en destinos donde normalmente la operación es más vulnerable.
- Mayor reputación y confiabilidad en mercados del interior, donde la competencia es fuerte.

Preparar mejor la operación para picos de temporada alta

- Caída de los picos de demora asociados a congestión (el patrón más crítico hallado).
- Mayor capacidad de absorción de demanda, aumentando la oferta sin perder calidad.
- Mejores indicadores de puntualidad, que fortalecen el posicionamiento frente a Jetsmart y Aerolíneas.
- Optimización del factor carga (ocupación) y de la rentabilidad por vuelo.

Enfocar mejoras en procesos internos, no en factores marginales (gremios, tarifas, aeronaves)

- Se evita invertir tiempo y dinero donde no genere impacto real.
- Los equipos pueden priorizar lo que sí mueve la aguja:
 - programación de tripulaciones
 - gestión del embarque
 - mantenimiento preventivo
 - logística operativa en tierra
- Aumenta la eficiencia operativa, al eliminar esfuerzos en variables que no cambian el KPI de puntualidad.

Adopción permanente de analítica y BI en la operación

- Desplazamiento de un modelo reactivo a uno predictivo.
- Detección temprana de riesgos operativos (clima adverso, saturación, desbalance de personal).
- Tableros que permiten tomar decisiones en tiempo real, mejorando coordinación entre áreas.
- Cultura data-driven, que mejora la velocidad de respuesta y minimiza el error humano.
- Optimización del uso de aeronaves, reduciendo costos de retrasos y rotación.