



**UNIVERSIDAD
DE ANTIOQUIA**

**Mejoramiento integral de tablero en Power BI para la gestión de reservas en escenarios
Comfama como apoyo a la toma de decisiones en Programación y Activación**

Mateo Toro López

Informe de práctica presentado para optar al título de Ingeniero Industrial

Modalidad de Práctica

Semestre de Industria o Práctica Empresarial

Asesor

Emerson Andrés Giraldo Betancur, Magíster (MSc) en Dirección de operaciones y Logística

Universidad de Antioquia

Facultad de Ingeniería

Ingeniería Industrial

Medellín, Antioquia, Colombia

2026



Cita

(Toro López, 2026)

Referencia

Estilo APA 7 (2020)

Toro López, M. (2026). *Mejoramiento integral de tablero en Power BI para la gestión de reservas en escenarios Comfama como apoyo a la toma de decisiones en Programación y Activación* [Informe de práctica]. Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.



Centro de Documentación Ingeniería (CENDOI)

Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Tabla de contenido

Resumen	7
Abstract	8
1. Introducción	9
2. Objetivos	11
2.1 Objetivo general	11
2.2 Objetivos específicos.....	11
3. Marco teórico	12
4. Metodología	15
4.1 Diagnóstico del tablero actual	15
4.2 Calidad y limpieza de datos.....	15
4.3 Rediseño del modelo de datos	16
4.4 Optimización de expresiones DAX.....	16
4.5 Diseño visual y data storytelling	16
5. Análisis de resultados	18
5.1 Diagnóstico.....	18
5.2 Limpieza y transformación de datos	23
5.3 Modelado dimensional	25
5.4 Expresiones DAX.....	27
5.5 Capa visual	33
6. Conclusiones y recomendaciones	40
Referencias	42
Anexos.....	45

Lista de tablas

Tabla 1 Estado de las tablas del modelo y su relevancia.....19

Tabla 2 Comparativo de resultados entre el modelo inicial y final.....39

Lista de figuras

Figura 1 Modelo actual	18
Figura 2 Violaciones a la referencia integral	20
Figura 3 Tablas calendario ocultas que inflan el modelo.....	21
Figura 4 Diagnóstico en Measure Killer del tablero	21
Figura 5 Ejemplo de página “TodosComentarios” con datos crudos y alta carga cognitiva	22
Figura 6 Pasos aplicados a la tabla SolicitudesReservaEscenarios (Antes -Después).....	23
Figura 7 Pasos aplicados a Confirmación reservas escenarios (Antes - Después)	24
Figura 8 Modelo de datos.....	27
Figura 9 Medida para el total de solicitudes	28
Figura 10 Medida Year over year	28
Figura 11 Medida para año anterior con SAMEPERIODLASTYEAR.....	29
Figura 12 Conditional Formatting.....	29
Figura 13 Medida para solicitudes ejecutadas	30
Figura 14 Medida para venta empresarial (Alquiler de escenarios Comfama).....	30
Figura 15 Medida solicitudes canceladas.....	31
Figura 16 Medida solicitudes de cancelación en ventana de 3 días previo a la prestación.....	31
Figura 17 Medida para el tiempo de gestión de la célula.....	32
Figura 18 Documentación de medidas DAX	33
Figura 19 Página de inicio tablero	34
Figura 20 Solicitudes resumen	35
Figura 21 Gestión equipo	36
Figura 22 Confirmaciones resumen	37
Figura 23 Resultados del modelo inicial y final.....	¡Error! Marcador no definido.

Siglas, acrónimos y abreviaturas

BI	Business Intelligence
CRM	Customer Relationship Management
DAX	Data Analysis Expressions
ETL	Extract, Transform, Load
KPI	Key Performance Indicator
YOY	Year over year

Resumen

El presente trabajo tuvo como objetivo mejorar el tablero de Power BI orientado a la gestión de reservas de espacios del equipo de Programación y Activación en Comfama, mediante la optimización del modelo de datos, las expresiones analíticas y la capa visual del reporte. Para ello, se empleó una metodología con enfoque mixto, que combinó técnicas cuantitativas propias del análisis y modelado de datos con elementos cualitativos orientados a comprender las necesidades informativas y la experiencia de los usuarios del tablero, considerando que la herramienta se alimenta de datos provenientes de una Power App.

El proceso metodológico se estructuró en cinco fases: diagnóstico del tablero existente, limpieza y calidad de datos, rediseño del modelo de datos, optimización de expresiones DAX y rediseño de la capa visual bajo principios de data storytelling. Como resultado del diagnóstico inicial, se identificaron problemas de redundancia, relaciones ineficientes y cálculos innecesarios. Posteriormente, la depuración y estandarización de los datos en Power Query permitió mejorar la confiabilidad de la información, mientras que el rediseño del modelo bajo un enfoque dimensional favoreció el rendimiento y la escalabilidad del tablero. La optimización de medidas DAX y el rediseño visual facilitaron una interpretación más clara y generar KPIs orientados a la toma de decisiones.

En conclusión, el proyecto permitió obtener un tablero más eficiente, mantenible y alineado con buenas prácticas de Power BI, fortaleciendo su uso como herramienta de apoyo estratégico y estableciendo una base metodológica replicable para futuros tableros analíticos en el equipo.

Palabras clave: dashboard, KPIs, Power BI, Power Query, DAX

Abstract

The present work aimed to improve the Power BI dashboard used for managing space reservations in the Programming and Activation team at Comfama, through the optimization of the data model, analytical expressions, and the visual layer of the report. To achieve this, a mixed methods approach was employed, combining quantitative techniques related to data analysis and modeling with qualitative elements focused on understanding the informational needs and user experience of the dashboard, considering that the tool is fed by data originating from a Power App.

The methodological process was structured into five phases: diagnosis of the existing dashboard, data cleaning and quality assessment, data model redesign, optimization of DAX expressions, and visual redesign based on data storytelling principles. The initial diagnosis revealed issues related to redundancy, inefficient relationships, and unnecessary calculations. Subsequently, data cleansing and standardization in Power Query improved data reliability, while redesigning the model under a dimensional approach enhanced dashboard performance and scalability. The optimization of DAX measures and the visual redesign facilitated clearer interpretation and the generation of KPIs to support decision-making.

In conclusion, the project resulted in a more efficient, maintainable, and Power BI best-practice-aligned dashboard, strengthening its role as a strategic support tool and establishing a replicable methodological foundation for future analytical dashboards within the team.

Keywords: dashboard, KPIs, Power BI, Power Query, DAX

1. Introducción

Comfama, la Caja de Compensación Familiar de Antioquia, es una institución que desde 1954 acompaña a los trabajadores, sus familias y comunidades en su propósito de bienestar y progreso. A través de servicios en salud, educación, vivienda, cultura, recreación y programas de innovación social, la organización ha consolidado su papel como un referente en el desarrollo humano y territorial de la región. En este propósito, la Caja cuenta con el área de soporte organizacional, dentro de la cual se encuentra el equipo de Programación y Activación (PyA), encargado de coordinar la operación asociada a la reserva y administración de escenarios físicos, así como del recurso humano requerido para su prestación.

Actualmente, el equipo PyA utiliza una Power App para registrar y gestionar las solicitudes de reserva, cuyo rendimiento operativo se monitorea mediante un tablero en Power BI. Si bien el tablero ha sido construido en función de las necesidades operativas inmediatas, su diseño y mantenimiento dependen del analista de soluciones, quien no cuenta con dedicación exclusiva al análisis de datos en el equipo. Esta situación ha reducido el alcance analítico del tablero y ha afectado su difusión dentro del equipo, ya que la herramienta presenta limitaciones en calidad de datos, modelado y diseño visual, evidenciando la necesidad de optimizar el tablero para fortalecer la toma de decisiones basada en datos.

El proyecto surge ante la necesidad manifestada por el equipo PyA de contar con un tablero más robusto, confiable y que pueda ser visibilizado por otros líderes, donde se refleje con precisión la gestión de reservas y se puedan monitorear los indicadores clave del proceso. Sin embargo, la limitada disponibilidad de tiempo del analista ha dificultado el desarrollo, mantenimiento y evolución hacia una herramienta que garantice la correcta estructuración de la información y el análisis continuo de los resultados.

En este contexto, el presente trabajo tiene como objetivo mejorar el tablero de Power BI orientado a la gestión de reservas de espacios mediante la optimización del modelo de datos, las expresiones DAX y el diseño visual con principios de data storytelling. La metodología aplicada

combina un enfoque mixto que integra análisis técnico del modelo actual con la revisión de necesidades del usuario final, estructurándose en cinco fases: diagnóstico, calidad de datos, rediseño del modelo, optimización DAX y mejora visual.

En cuanto a sus limitaciones, el proyecto depende directamente de la calidad de los datos capturados en la Power App. Considerando lo anterior, se presentan algunas inconsistencias derivadas de modificaciones o cancelaciones realizadas durante el proceso operativo, las cuales ocasionan que una misma solicitud pueda cambiar varias veces de estado, sede u horario. Esta situación exige una depuración exhaustiva de la información y una validación cuidadosa de los datos, con el fin de garantizar que los cálculos y las medidas incluidas en los indicadores reflejen de manera fiel la gestión real del proceso. En consecuencia, dichas condiciones pueden restringir la disponibilidad o el alcance de algunos indicadores clave de desempeño (KPI).

Finalmente, en el documento se presenta el planteamiento de los objetivos, el estudio de literatura necesaria para la comprensión del proyecto, la estructuración de una metodología integral para el correcto desarrollo en el mejoramiento del tablero, el análisis de cada una de las fases metodológicas y los hallazgos relevantes, para finalmente obtener las conclusiones y recomendaciones derivadas durante todo el proceso de mejora.

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

Mejorar el tablero de Power BI orientado a la gestión de reservas de espacios del área de Programación y Activación en Comfama, optimizando las consultas, el modelado y la capa visual de este.

2.2 Objetivos específicos

1. Realizar un diagnóstico del tablero actual de Power BI orientado a la gestión de reservas de espacios en el área de Programación y Activación
2. Revisar y optimizar la limpieza de datos
3. Rediseñar el modelo de datos para garantizar la eficiencia de los cálculos
4. Optimizar las expresiones DAX a través del uso de medidas eficientes
5. Mejorar la capa visual del modelo a través del uso de técnicas de visualización de datos y Data storytelling

3. Marco teórico

En su estudio, Boulahia et al. (2024) realizaron una revisión de literatura para evaluar el uso de herramientas ETL en contextos tecnológicos. Para ello, clasificaron los desarrollos existentes por su enfoque y funcionalidad, concluyendo que el ETL continúa siendo fundamental en inteligencia de negocios, al integrar diversas fuentes para un análisis centralizado. En esta misma línea, se destaca que la automatización del proceso mejora el desempeño operativo, pues “al automatizar los procesos ETL, las organizaciones pueden mejorar la eficiencia, la consistencia y la precisión de sus datos” (Singu, 2022, p. 77).

De manera complementaria, Kumaran (2021) analizó técnicas ETL aplicadas al tratamiento de datos estructurados y no estructurados, comparando sus características y requerimientos de procesamiento, identificando que cada tipo de dato exige métodos distintos de extracción, transformación y almacenamiento. Como efecto, esta diferenciación mejora la calidad y disponibilidad de información para análisis posteriores.

Power Query es una herramienta que combina funciones propias de procesos ETL y de validación de datos, lo que permite transformar y preparar información de diferentes fuentes para garantizar su calidad en el análisis (Khalwadekar & Gogate, 2022). Su uso consiste en preparar e integrar datos en Power BI mediante una interfaz gráfica que convierte automáticamente las acciones del usuario en lenguaje M. Esto automatiza la transformación de la información y asegura datos limpios y estructurados para dashboards. (Shoaib & Nandi, 2022).

En este sentido, Liu (2024) evaluó herramientas de inteligencia de negocios enfocadas a procesos ETL, analizando su desempeño al trabajar con grandes volúmenes de datos. En el estudio, Power Query destacó por su eficiencia en la preparación y transformación de la información. Esta eficiencia, se debe a que “Power Query permite automatizar las tareas de limpieza y transformación de datos, reduciendo el trabajo manual y mejorando la consistencia de los resultados.” (Tkachenko & Chernyshov, 2024, p. 3).

Kirmani (2017) analizó la aplicación del modelado dimensional, comparándolo con el enfoque entidad-relación. Se explica que, al estructurar la información mediante hechos y dimensiones en esquemas, se facilita el entendimiento y la adaptabilidad frente a cambios en el negocio. En línea con esto, Ahad (2024) detalla que las tablas de hechos almacenan métricas cuantitativas del desempeño, mientras que las tablas de dimensiones contienen atributos descriptivos, como productos, regiones o periodos de tiempo. Esta estructura permite consultas más simples y rápidas.

De forma complementaria, Knight (2025) evaluó el modelado dimensional como una técnica para estructurar la información dentro de almacenes de datos, concluyendo que este enfoque fortalece el rendimiento de las consultas analíticas, promueve la consistencia en el uso de los datos y mejora el acceso a la información. Asimismo, el estudio de Iqbal et al. (2020) compara los dos principales enfoques del modelado dimensional: estrella y copo de nieve, analizando su estructura y desempeño. Mediante revisión y contraste técnico, identificaron que el modelo de estrella facilita consultas más rápidas, y que el copo de nieve reduce redundancia, pero aumenta complejidad en el diseño.

El lenguaje DAX se ha consolidado como un componente esencial dentro de la analítica empresarial moderna, especialmente en plataformas como Microsoft Power BI. Según Kanagaraj & Venkatesh (2023), DAX permite transformar grandes volúmenes de información en conocimiento estratégico al facilitar la creación de medidas, cálculos personalizados y agregaciones dinámicas que optimizan el análisis de métricas clave de desempeño. En esta misma línea, se destaca que “DAX es similar a las fórmulas de Excel, adaptado para datos tabulares y filtrado dinámico. En lugar de especificar un rango de celdas para realizar un cálculo, las fórmulas DAX especifican una tabla o columna que se debe manipular” (Becker & Gould, 2019, p. 187).

Además, DAX amplía la potencia analítica del modelo de datos creando columnas, medidas y tablas calculadas directamente en Power BI, lo que permite trabajar con datos ya cargados mejorar la capacidad analítica y la flexibilidad en las visualizaciones (Pearson et al., 2020). De manera aplicada, Das et al. (2023) emplearon DAX dentro de Power BI para realizar cálculos

avanzados sobre datos de ventas, finanzas, marketing y cadena de suministro. Mediante expresiones analíticas automatizadas, generaron proyecciones y métricas clave que fortalecieron la toma de decisiones y la planificación estratégica en una organización.

Oliveira et al. (2025) desarrollaron un modelo para planificar visualizaciones mediante data storytelling en proyectos de Big Data, integrando requisitos, fuentes y métricas. Su aplicación permitió estructurar 27 dashboards para la toma de decisiones públicas. De forma complementaria, Castañeda y Rodríguez (2023) aplicaron visualización de datos, data storytelling y business analytics en dashboards interactivos para identificar patrones en incidentes viales en Bogotá, facilitando la interpretación y el análisis para una gestión más informada. No obstante, cuando los resultados analíticos no se comunican adecuadamente a los stakeholders, “se genera el llamado ‘problema del último tramo’ en la cadena de valor analítica: aunque los datos se recopilen y analicen correctamente, su valor se pierde si las observaciones no se comunican y aplican en la toma de decisiones” (Matthew et al., 2025, p. 4).

Ciafardo (2020) revisó críticamente el rol de la Gestalt en la enseñanza del lenguaje visual, cuestionando su aplicación rígida como recetas universales y proponiendo actualizar estos principios para comprender cómo la percepción organiza formas en contextos culturales reales, aportando bases para mejorar la comunicación visual. En continuidad con esta perspectiva, Stanomir (2025) aplicó el impacto de los principios gestálticos en la interpretación de dashboards financieros. Para ello, diseñó distintos tableros en Power BI aplicando proximidad, similitud, simetría y cierre, y los comparó con un modelo sin estructura visual. Como resultado, comprobó que la proximidad y la similitud mejoran la lectura y la extracción de patrones.

4. Metodología

La metodología empleada en este proyecto se desarrolló bajo un enfoque mixto, integrando técnicas cuantitativas propias del análisis y modelado de datos, junto con elementos cualitativos orientados a comprender el uso, las necesidades informativas y la experiencia de los usuarios del tablero. Este enfoque resulta pertinente, dado que el tablero de Power BI se alimenta de datos provenientes de una Power App y su efectividad depende tanto de la calidad del modelo analítico como de su capacidad para comunicar la información de manera clara y útil para el equipo de Programación y Activación.

El proceso metodológico se estructuró en cinco fases, cada una asociada directamente con los objetivos específicos del proyecto y diseñada para garantizar un avance ordenado y orientado a resultados.

4.1 Diagnóstico del tablero actual

En esta etapa se realiza una revisión integral del tablero existente para identificar fortalezas, limitaciones y principales oportunidades de mejora. Este análisis incluye la evaluación del modelo de datos, la estructura de las consultas, la eficiencia de las medidas DAX y la pertinencia de la parte visual. Además, se revisa el uso actual del tablero y las necesidades informativas de los usuarios del mismo, en aras de permitir el establecimiento de una línea base a partir de la cual orientar las mejoras posteriores que se espera realizar. Como resultado de esta fase, se elabora un informe diagnóstico que consolida los principales hallazgos, tales como errores de modelado, redundancias, relaciones problemáticas y demás oportunidades de mejora identificadas.

4.2 Calidad y limpieza de datos

En esta fase se busca evaluar y optimizar la calidad de los datos provenientes de la Power App. Las actividades incluyen carga de la data, depuración de registros, estandarización de formatos, ajustes de tipos de datos, tratamiento de valores nulos y preparación de nuevas variables necesarias para los indicadores. Estas tareas se desarrollan principalmente en Power Query, procurando que la información quede ordenada, limpia y confiable para el análisis. En el marco de esta fase, se generan tablas depuradas y estandarizadas en Power Query, así como scripts de

transformación debidamente documentados (STEPS), los cuales aseguran la trazabilidad de los procesos de limpieza y facilitan el mantenimiento, la replicabilidad y la evolución futura del modelo de datos.

4.3 Rediseño del modelo de datos

Con el fin de garantizar un funcionamiento eficiente y un cálculo óptimo de los indicadores que son solicitados por los líderes, se reconstruye el modelo de datos bajo un enfoque dimensional, estableciendo relaciones claras entre las tablas, evitando relaciones problemáticas y definiendo claves adecuadas, además de organizar los datos mediante un enfoque de esquema en estrella. Esta fase permite una estructura más estable, escalable y que permita un mejor rendimiento. Dentro de esta fase se consolida el modelo de datos con relaciones optimizadas y sin redundancias, así como el esquema actualizado en Power BI, donde se evidencien las nuevas tablas, relaciones y claves.

4.4 Optimización de expresiones DAX

En esta etapa se revisan y ajustan las medidas existentes, priorizando el uso de buenas prácticas en DAX orientadas a mejorar la eficiencia del cálculo, la claridad de las expresiones y la coherencia de los indicadores. Se reemplazan todas aquellas columnas calculadas innecesarias por medidas más eficientes, se realiza depuración de cálculos redundantes y fortalecimiento de la lógica analítica del tablero y sus indicadores. A partir de esta fase, se realiza la consolidación de un conjunto de indicadores clave de gestión (KPIs) desarrollados en DAX, documentados y listos para dar paso al diseño visual.

4.5 Diseño visual y data storytelling

Finalmente, se rediseña la capa visual del tablero siguiendo principios de visualización de datos. Esta fase incluye la estandarización de componentes visuales, la selección de gráficos apropiados, la organización narrativa del tablero y la creación de una experiencia más intuitiva para el usuario. El objetivo es garantizar que la información no solo sea correcta, sino también comprensible, relevante y útil para la toma de decisiones.

Esta fase culmina con un tablero rediseñado que integra visualizaciones claras e interactivas, así como con una guía de uso dirigida a los stakeholders, la cual facilita la correcta interpretación de la información que se muestra y promueve un uso consistente de la herramienta.

Con esta estructura metodológica, el proyecto garantiza una mejora integral del tablero, abordando desde la calidad de los datos hasta la presentación visual, y asegurando que cada avance esté alineado con los objetivos del equipo de Programación y Activación.

5. Análisis de resultados

Inicialmente, se realizó el diagnóstico del tablero actual con el propósito de identificar el estado real del modelo de datos, la calidad de la información, la eficiencia de los cálculos y la coherencia visual del reporte utilizado por el área de PyA. Este diagnóstico permite evidenciar fallas estructurales y operativas que pueden dificultar el análisis confiable de las reservas registradas a través de la Power App. A partir de este proceso, se consolidaron los hallazgos más relevantes, los cuales se presentan a continuación junto con las figuras y tablas correspondientes.

5.1 Diagnóstico

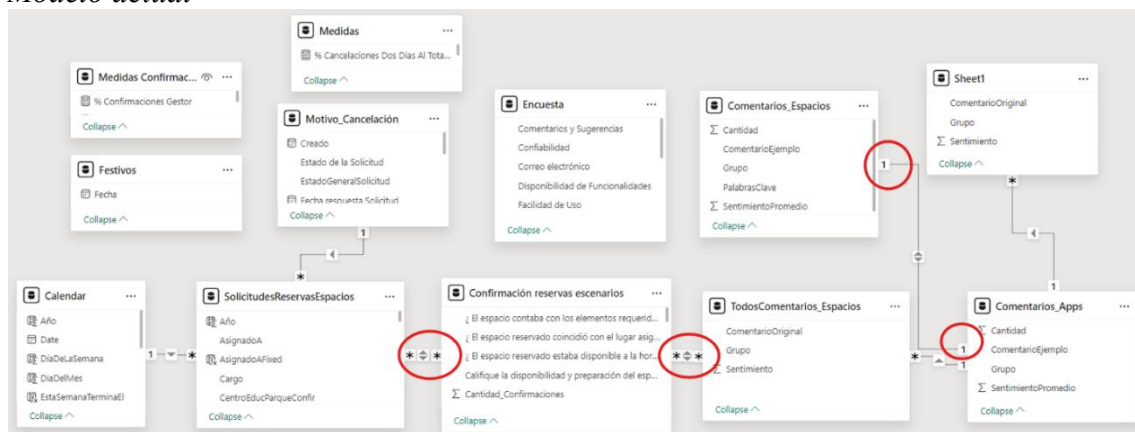
Hallazgos en Power Query

En Power Query se evidenciaron errores recurrentes asociados a la tabla SolicitudesReservasEspacios, específicamente carpetas de errores antiguos sin depurar, pasos repetidos y ausencia total de documentación de transformaciones, afectando la trazabilidad y la calidad del proceso ETL.

Hallazgos estructurales del modelo de datos

Se encuentran relaciones de muchos a muchos (M:M) que pueden generar ambigüedades. También hay una relación 1:1 innecesaria. De las tablas, se identificaron 4 de con comentarios de apenas cinco registros cada una y sin aporte analítico (**Figura 1**)

Figura 1
Modelo actual



Fuente: elaboración propia

Adicionalmente, se identifica que el modelo contine 10 tablas y 2 adicionales donde se almacenan las medidas, pero solo 4 aportan valor analítico, mientras que el resto corresponde a información estática o redundante, que además genera complejidad innecesaria. Asimismo, las fuentes de datos provienen de SQL Synapse, SharePoint y archivos locales de OneDrive. En la **Tabla 1** se presenta el resumen general de las 10 tablas principales.

Tabla 1

Estado de las tablas del modelo y su relevancia

Tabla	Actualizada	Rol / aporte al análisis	Hallazgos clave	Recomendación
Festivos	Sí, estable	Tabla de apoyo para análisis temporal (días festivos)	No presenta problemas estructurales reportados	Mantener como dimensión auxiliar de tiempo. Integrar con calendario oficial.
Calendar	Sí, pero con fallas	Dimensión de tiempo para medidas DAX e inteligencia temporal	Se combina con CalendarAuto generando tablas ocultas y fechas innecesarias desde 1899	Rehacer/optimizar como tabla calendario única, desactivar CalendarAuto.
Solicitudes Reservas Espacios	Sí, manual	Hechos principales del proceso: reservas, cancelaciones, modificaciones, responsables, fechas	Presenta errores en Power Query y es la tabla más afectada por relaciones M:M	Mantener y depurar. Limpiar consultas, normalizar campos y asegurar claves.
Confirmación reservas escenarios	Sí, manual	Registro de asistencia/uso real de escenarios reservados	Actualmente depende de flujo manual (SharePoint - Excel)	Mantener y buscar conexión directa automática a BI.
Motivo_Cancelación	No se actualiza desde septiembre	Clasificación de cancelaciones	Sin actualización reciente, no aporta valor adicional nuevo	Eliminar del modelo o reemplazar por origen automático actualizado.
Encuesta	No	Resultados de encuesta 2024	Información estática, bajo volumen, sin uso analítico en el tablero	Eliminar del modelo y consolidar en un solo repositorio externo
Comentarios_Espacios	No	Comentarios cualitativos de usuarios (espacios)	Datos mínimos (5 filas), no estandarizados, difícil explotación	Eliminar del modelo y consolidar en un solo repositorio externo
Comentarios Apps	No	Comentarios cualitativos de usuarios (app)	Igual que anterior, bajo volumen, sin actualización y sin estándar	Eliminar del modelo y consolidar en un solo repositorio externo
Todos_Comentarios_Espacios	No	Comentarios agrupados	Redundante con otras tablas de comentarios, fragmenta la información	Eliminar del modelo y consolidar en un solo repositorio externo
Sheet1	No	Comentarios agrupados (archivo auxiliar)	Redundancia, no estandarización y difícil uso para decisiones	Eliminar del modelo y consolidar en un solo repositorio externo

Problemas asociados al calendario y a la estructura interna del modelo

Se encontró que la inteligencia de tiempo automática estaba activada, lo que generó 25 tablas calendario ocultas con violaciones a la referencia integral, inflando el tamaño del modelo en aproximadamente un 37% y generando columnas pesadas sin uso. También se identificó la presencia de:

- 33 columnas no utilizadas
- 6 columnas calculadas sin uso
- 13 columnas calculadas solo en SolicitudesReservasEspacios

Los resultados asociados a la información anteriormente descrita se encuentran en la **Figura 2**, **Figura 3** y **Figura 4**.

Figura 2

Violaciones a la referencia integral

Name	Cardinality	Total Size	Data	Dictionary	Hier Size	Encoding	Data Type	RI Violations	User Hier Size
▶ Motivo_Cancelación	39.409	7.672.389	373.904	5.927.957	1.233.920	Many	-	→ 1	0
▶ LocalDateTable_f751fe83-e76f-4c00-940b-21a32499a661	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_f09a2ea1-aed4-49f5-83a9-b0a1589b0355	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_dad81477-151a-468b-933b-e3b6d73aee6c	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 2	12.256
▶ LocalDateTable_d576a449-6f31-4515-9334-167eedf7cbf9	37.255	2.748.694	146.496	1.678.902	299.456	Many	-	→ 1	623.840
▶ LocalDateTable_d401d1b4-3644-4af9-bffc-99c00a8db21b	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 1	12.256
▶ LocalDateTable_cadc6885-a44b-4633-8029-5030b64905a4	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 1	12.256
▶ LocalDateTable_bcc2fef6-2b29-4e15-bf1c-24daa712b952	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 1	12.256
▶ LocalDateTable_b39195f8-eaf4-4caa-a1b4-f07576dd47e8	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 2	12.256
▶ LocalDateTable_b2249f68-59fd-4c2f-bd2f-27db736e1ac6	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 1	12.256
▶ LocalDateTable_a90ba755-0afd-43cc-863b-70b738a0455a	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_a58fb3ad-cd0c-4fcf-a2b8-fbcb2b529902	37.255	2.748.694	146.496	1.678.902	299.456	Many	-	→ 1	623.840
▶ LocalDateTable_9dc2b1d1-51e2-4405-aaee-c077b6b1b9c8	5.113	380.738	20.712	232.778	41.616	Many	-	→ 1	85.632
▶ LocalDateTable_853805b7-0d11-443e-93a4-6d7c2c0979fc	37.255	2.748.694	146.496	1.678.902	299.456	Many	-	→ 1	623.840
▶ LocalDateTable_4b3f85b7-bbef-4c72-8b20-5ecc9473d095	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 2	12.256
▶ LocalDateTable_4260992a-d710-4a43-863d-7078f685c279	83.275	5.595.094	379.968	3.152.070	668.624	Many	-	→ 1	1.394.432
▶ LocalDateTable_402afeba-bda1-421c-8c8d-35876cf420c2	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_21af645a-e4ad-4d28-981b-36c8c711ab42	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 2	18.368
▶ LocalDateTable_19fe392a-7e5e-42da-9ff6-094d4b15a1e7	1.826	181.038	7.296	127.902	15.248	Many	-	→ 1	30.592
▶ LocalDateTable_12dd8621-af2d-4e46-992a-7a6d6e3a5ba5	731	84.542	3.248	62.574	6.464	Many	-	→ 1	12.256
▶ LocalDateTable_0fd31184-47d9-4343-87a2-1da121213747	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_0bc38157-d540-4ff3-a3b5-d977dbfc40cf	82.910	5.578.270	378.384	3.145.870	665.696	Many	-	→ 1	1.388.320
▶ LocalDateTable_08a98fe2-0047-4a33-952c-25a96f5bf987	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_06961470-e9fe-4fa8-88df-794dd61a83be	1.096	115.130	4.648	82.722	9.392	Many	-	→ 1	18.368
▶ LocalDateTable_05504c61-f0c8-4b81-a656-4d283369d20c	37.255	2.748.694	146.496	1.678.902	299.456	Many	-	→ 1	623.840
▶ LocalDateTable_04206533-51a1-4451-a8f5-e5fec8126183	37.255	2.748.694	146.496	1.678.902	299.456	Many	-	→ 1	623.840

Fuente: elaboración propia

Figura 3

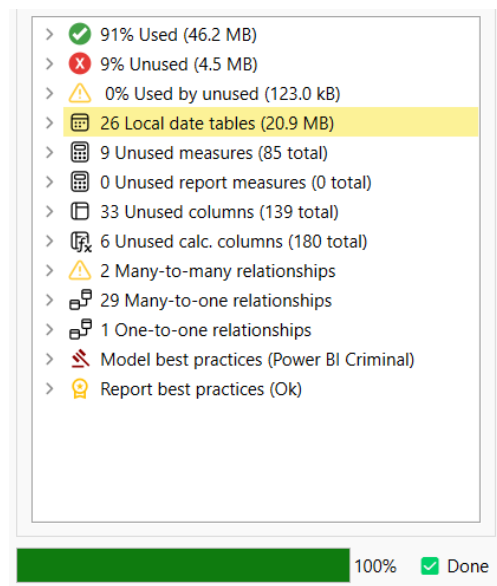
Tablas calendario ocultas que inflan el modelo

Table-Column	Rows	Cardinality	Col Size ↓	Data	Dictionary	Hier Size	% Table	% DB	Encoding
LocalDateTable_4260992a-d710-4a43-863d-7078f685c279-Date	83.275	83.275	3.996.528	222.200	3.108.120	666.208	95,14 %	6,90 %	HASH
LocalDateTable_0bc38157-d540-4ff3-a3b5-d977dbfc40cf-Date	82.910	82.910	3.986.444	221.224	3.101.924	663.296	95,14 %	6,88 %	HASH
Calendar-Date	82.910	82.910	3.986.444	221.224	3.101.924	663.296	79,74 %	6,88 %	HASH
LocalDateTable_05504c61-f0c8-4b81-a656-4d283369d20c-Date	37.255	37.255	2.010.192	74.640	1.637.504	298.048	94,60 %	3,47 %	HASH
LocalDateTable_a58fb3ad-cd0c-4fcr-a2b8-fbdb2b529902-Date	37.255	37.255	2.010.192	74.640	1.637.504	298.048	94,60 %	3,47 %	HASH
LocalDateTable_d576a449-6f31-4515-9334-167eedf7cbf9-Date	37.255	37.255	2.010.192	74.640	1.637.504	298.048	94,60 %	3,47 %	HASH
LocalDateTable_04206533-51a1-4451-a8f5-e5fec8126183-Date	37.255	37.255	2.010.192	74.640	1.637.504	298.048	94,60 %	3,47 %	HASH
LocalDateTable_853805b7-0d11-443e-93a4-6d7c2c0979fc-Date	37.255	37.255	2.010.192	74.640	1.637.504	298.048	94,60 %	3,47 %	HASH
SolicitudesReservasEspacios-ID	45.017	45.017	1.959.203	90.168	1.508.891	360.144	19,21 %	3,38 %	HASH
Motivo_Cancelación-Creado	39.409	35.641	1.718.128	78.952	1.354.040	285.136	22,80 %	2,97 %	HASH
Motivo_Cancelación-Fecha respuesta Solicitud	39.409	33.450	1.671.888	71.344	1.332.928	267.616	22,19 %	2,89 %	HASH
SolicitudesReservasEspacios-Modificado	45.017	31.072	1.648.388	90.168	1.309.628	248.592	16,16 %	2,85 %	HASH
SolicitudesReservasEspacios-FechaRespuestaSolicitud	45.017	31.508	1.644.512	80.656	1.311.776	252.080	16,13 %	2,84 %	HASH
Confirmación reservas escenarios-Creado	30.620	30.617	1.611.660	61.376	1.305.340	244.944	23,98 %	2,78 %	HASH
Motivo_Cancelación-ID	39.409	39.409	1.600.708	78.952	1.206.476	315.280	21,24 %	2,76 %	HASH
Confirmación reservas escenarios-Fecha_Notificacion_Asiistencia	30.620	21.773	937.292	44.000	719.100	174.192	13,95 %	1,62 %	HASH
Motivo_Cancelación-Id Reserva Programador	39.409	18.832	896.276	62.904	682.700	150.672	11,89 %	1,55 %	HASH
Confirmación reservas escenarios-reservation_logistical_requirements	30.620	8.308	784.838	55.056	663.302	66.480	11,68 %	1,36 %	HASH
Calendar-EstaSemanaTerminaEl	82.910	11.846	629.572	165.952	368.836	94.784	12,59 %	1,09 %	HASH
SolicitudesReservasEspacios-FechaFinReserva	45.017	10.752	529.300	90.168	353.100	86.032	5,19 %	0,91 %	HASH
SolicitudesReservasEspacios-FechnInicioReserva	45.017	10.223	519.952	90.168	347.992	81.792	5,10 %	0,90 %	HASH

Fuente: elaboración propia

Figura 4

Diagnóstico en Measure Killer del tablero



Fuente: elaboración propia

Hallazgos en medidas y cálculos DAX

Uno de los hallazgos más críticos está en las solicitudes que ingresan por mes, donde los porcentajes no suman 100%, debido a que las medidas no están tomando el total contextual de cada mes. También se observa que las 85 medidas existentes no están documentadas, no se organizan en carpetas y varias visualizaciones utilizan medidas implícitas, lo que dificultaba auditorías y mantenibilidad.

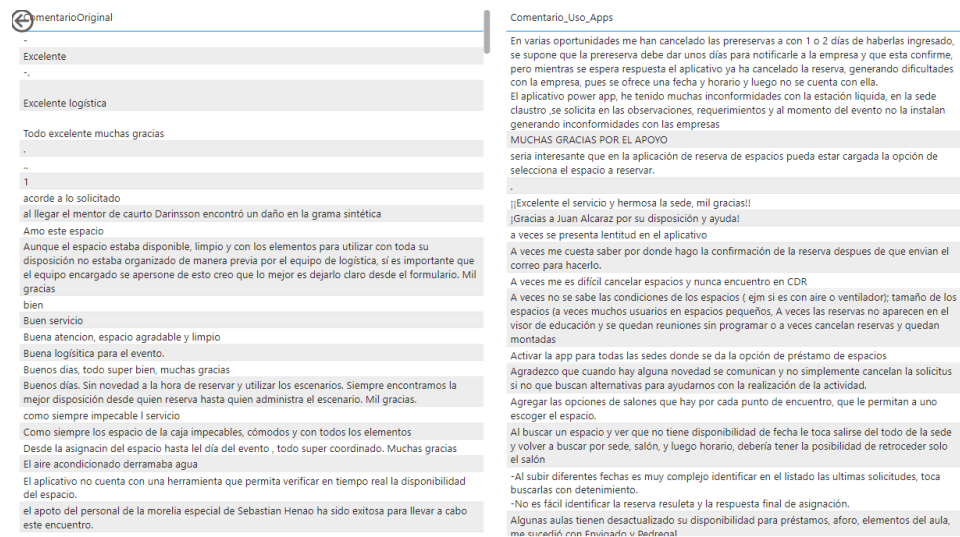
Hallazgos en visualización y usabilidad

El tablero cuenta con 15 hojas de reporte, muchas de ellas cargadas de datos crudos, comentarios extensos y tablas sin jerarquía, lo que genera:

- Alta carga cognitiva
- Inconsistencia visual
- Ausencia de narrativa
- Colores no uniformes
- Segmentadores creados desde tablas no dimensionales

Todo esto dificulta la lectura, aumenta el tiempo de análisis y reduce la capacidad de interpretación inmediata, tal como se muestra en la figura 5

Figura 5
Ejemplo de página “TodosComentarios” con datos crudos y alta carga cognitiva



Fuente: elaboración propia

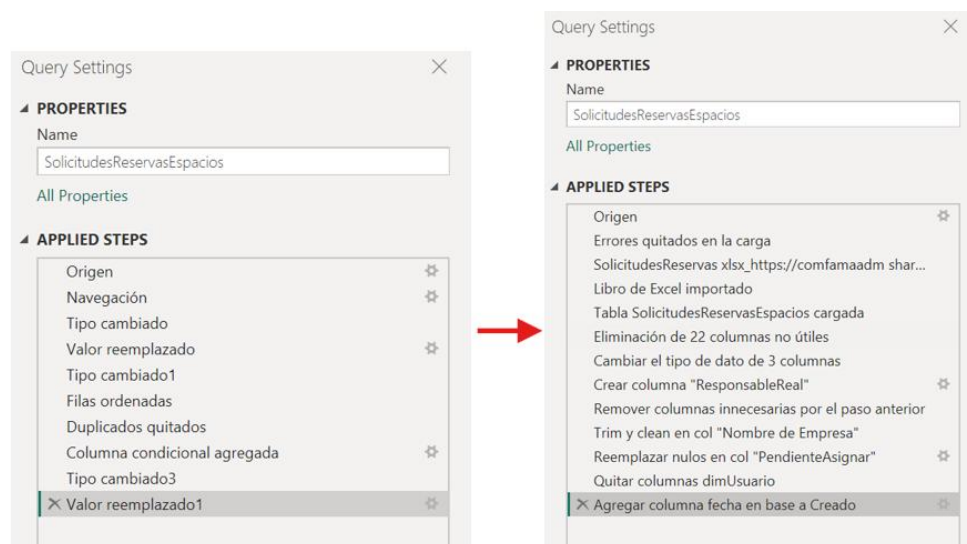
5.2 Limpieza y transformación de datos

Luego de finalizar el diagnostico, se decide realizar el tablero desde cero dado el resultado anterior. Inicialmente, se da paso al proceso ETL en un nuevo pbix en el cual se cargaron los datos necesarios. La extracción de datos tiene origen en una lista de SharePoint, cuyos registros se almacenan en un query de Excel mediante un flujo automatizado en Power Automate, con el fin de evitar las limitaciones técnicas asociadas a subtablas y estructuras anidadas que dificultan la carga directa de columnas esenciales dentro de Power BI. Por esta razón, el archivo Excel consolidado funciona como fuente principal para el proceso ETL.

A partir del conjunto original de datos proveniente desde SharePoint, se obtuvo la tabla principal *SolicitudesReservasEscenarios* que consolida la información relevante para el análisis de solicitudes de reserva. Los pasos para limpiar y depurar la tabla incluyeron la eliminación de errores, el filtrado de registros inconsistentes, retiro de columnas irrelevantes o con altos niveles de nulos (> 90%) sin justificación operativa, ajuste de tipos de datos para asegurar la coherencia en cálculos de tiempo e incorporación de campos operativos como *ResponsableReal*, necesarios para el análisis. Adicionalmente, se realizaron ajustes finales de calidad, como limpieza de texto y reemplazo de valores nulos en variables que lo requerían (**Figura 6**).

Figura 6

Pasos aplicados a la tabla SolicitudesReservaEscenarios (Antes -Después)



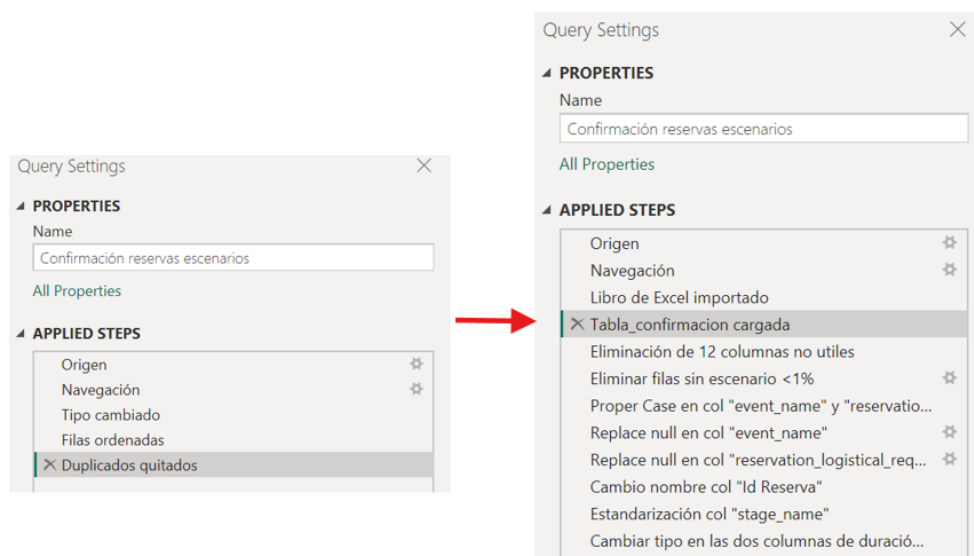
Fuente: elaboración propia

La segunda tabla que tiene el equipo es la de *Confirmación reservas escenarios* que es un módulo específico de la Power App y tiene como propósito registrar la información relacionada con la asistencia a los espacios reservados. Esta tabla funciona como complemento directo de *SolicitudesReservasEscenarios*, ya que permite contrastar las reservas programadas con su ejecución real.

Una vez cargada en Power Query y a partir de la fuente alojada en SharePoint, se obtuvo la tabla de confirmaciones, cuyo proceso de limpieza, depuración y transformación incluyó la eliminación de columnas sin valor analítico o con baja completitud pasando de 40 iniciales a 28. Se excluyeron las filas sin información de escenario (menos del 1% del total) por considerarse casos atípicos sin relevancia. Dos columnas (*event_name* y *reservation_logistical_requirements*) requerían estandarizado mediante la normalización de texto (Proper Case), el reemplazo de valores nulos en ambas columnas mencionadas anteriormente y el ajuste del nombre de la columna *IdReserva* a *Id Reserva Programador* para mejorar su interpretación e identificación. Finalmente, se homogenizó el campo *stage_name*, fortaleciendo así la consistencia y calidad de los registros. El resultado es una tabla limpia, coherente y con pasos optimizados, lista para su integración en el modelo analítico (**Figura 7**)

Figura 7

Pasos aplicados a Confirmación reservas escenarios (Antes - Después)



Fuente: elaboración propia

5.3 Modelado dimensional

A partir de la tabla *SolicitudesReservasEscenarios*, se construyó una dimensión con el nombre *dimUsuarios* que contiene la información de la persona que realiza la solicitud, su líder, área a la que pertenece etc. Esta tabla se depuro mediante un proceso que incluyó la conexión al origen, la eliminación de errores de consulta y la selección estructurada de la tabla base proveniente del archivo Excel. Posteriormente, se retiraron columnas no necesarias y se aplicaron técnicas de normalización y de duplicación, corrigiendo inconsistencias propias de OData y eliminando duplicados tanto por *Creado por* y *Líder* como aquellos sin información asociada. Además, se estandarizaron valores mediante el reemplazo de nulos y el ajuste de formatos en los atributos clave. Finalmente, se suprimió el campo temporal utilizado durante la depuración inicial, obteniendo una estructura limpia, normalizada y adecuada para integrarse al modelo dimensional.

Así, *dimUsuarios* queda definida como una dimensión depurada, con datos únicos y lista para relacionarse con la tabla de hechos bajo el esquema estrella. Su incorporación mejora la capacidad analítica del modelo, permite filtrado eficiente por responsables y líderes, y aporta claridad en la identificación de roles dentro del proceso de reservas.

De manera similar, se genera la *dimUsuariosConfirmación* a partir de la tabla de *Confirmaciones reservas escenarios*, ya que los usuarios que confirman no necesariamente son los que reservan, puede confirmar un asesor, un líder o el gestor de la sede donde se va a prestar el servicio. Por lo anterior, para esta dimensión también se hizo retiro de duplicados, corrección de inconsistencias y reemplazo de nulos.

Luego, se genera una *dimCalendario* con el propósito de proporcionar una estructura temporal completa y estandarizada para el análisis del comportamiento de reservas. Su construcción utiliza como referencia los valores mínimos y máximos de la columna *creado* en *SolicitudesReservasEscenarios*, garantizando que el rango de fechas cubra todo el período real de operación del proceso.

Estructura base

- Generación de un rango de fechas mediante **CALENDARAUTO()**, filtrado para ajustarse al intervalo real del modelo.
- Creación de una tabla calendario limpia, sin fechas innecesarias, evitando dependencias de LocalDateTables.

Atributos incorporados

La dimensión incluye variables comunes en modelos analíticos, entre ellas:

- Fecha, Año, Mes, Período, Mes-Año
- Número de mes, Día natural, Trimestre y NroTrimestre
- Día de la semana, Semana (WEEKNUM) y nombre del día
- Atributos combinados como Año-Trimestre y Año-Semana

Estos atributos permiten segmentar información temporal, facilitar el uso de funciones DAX de inteligencia de tiempo y estandarizar cálculos de KPIs relacionados con ocupación, comportamiento mensual y estacionalidad.

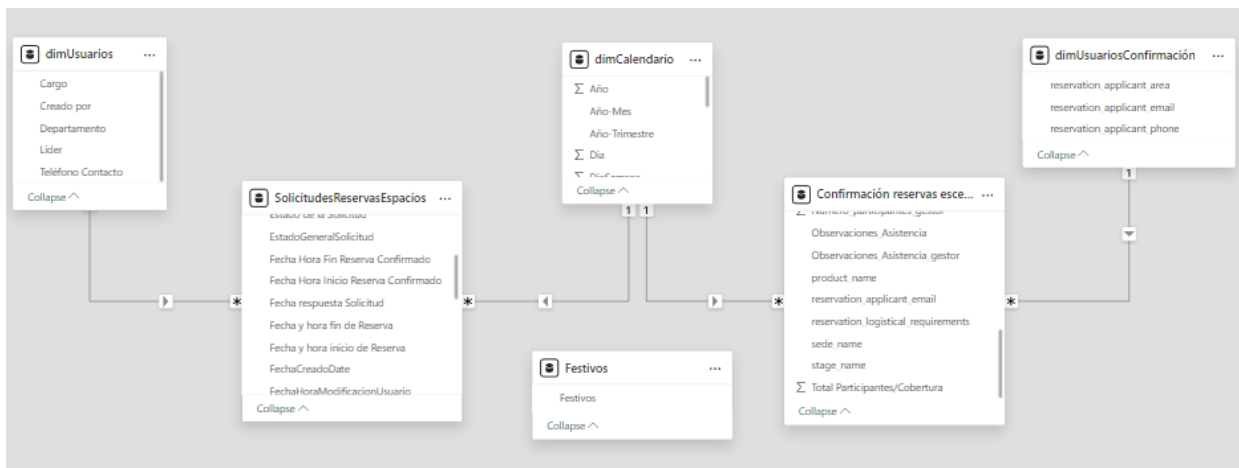
El modelo de datos final adopta un esquema en estrella conformado por una tabla de hechos de reservas, una tabla de hechos de confirmaciones y las dimensiones de usuarios y calendario (**Figura 8**). Las relaciones se estructuran exclusivamente bajo esquemas uno-a-muchos, con las dimensiones en el lado “1” y las tablas de hechos en el lado “*”, eliminando por completo las relaciones muchos-a-muchos y las tablas de fecha locales generadas automáticamente. Como resultado del modelado dimensional se obtienen:

- Estructura centralizada de la información de reservas y asistencias, con una única tabla de hechos para cada proceso principal.
- Dimensiones normalizadas (usuarios y calendario) que permiten filtrar y segmentar el comportamiento de las reservas sin redundancias.
- Mejora en el rendimiento del modelo, al disminuir relaciones complejas, tablas innecesarias y dependencias de calendarios automáticos.

- Base sólida para la construcción de KPIs en DAX, especialmente los relacionados con tiempo, responsables y comparación entre reservas programadas y ejecutadas.

En síntesis, el resultado del modelado dimensional es un esquema limpio, estable y orientado a análisis, que corrige las debilidades del modelo original.

Figura 8
Modelo de datos



Fuente: elaboración propia

5.4 Expresiones DAX

Los KPI principales se representan a través de tarjetas que sintetizan el comportamiento del proceso de reservas mediante tres componentes: el valor actual, que representa el volumen del indicador en el periodo filtrado; el comparativo con el año anterior, que proporciona un punto de referencia histórico; y la variación porcentual YoY (Year over Year), expresada con flecha y color, facilitando la interpretación rápida de tendencias (crecimiento, disminución o estabilidad). A continuación se describe más a detalle cada indicador.

Total de solicitudes

Representa el nivel de demanda gestionada en el proceso, siendo la sumatoria de las 5 tipologías de solicitudes (ejecutadas, canceladas, reservadas, modificadas y pendientes). Cabe

aclarar que las solicitudes modificadas no se encuentran en la columna *Estados*, se encuentra en una columna que cuenta el número de veces que se solicita un cambio en una solicitud (Figura 11). Su incremento se interpreta favorablemente, ya que más volumen en las solicitudes se asocia con una mayor utilización potencial de los espacios y, por tanto, con mayor actividad del servicio. El comparativo con el año anterior (usando SAMEPERIODLASTYEAR) permite evaluar si la gestión está aumentando o disminuyendo respecto a un periodo equivalente, evitando interpretaciones sesgadas por estacionalidad (por ejemplo, variaciones típicas entre meses o temporadas). En la **Figura 10**, **Figura 11** y **Figura 12**, se observan las fórmulas y la estructura que componen el KPI para Total Solicitudes, así como para el resto de KPIs.

Figura 9

Medida para el total de solicitudes

```
1 TotalSolicitudes =  
2 COUNTROWS( SolicitudesReservasEspacios )  
3 | + SUM( SolicitudesReservasEspacios[Contador # Modificaciones])  
4
```

Fuente: elaboración propia

Figura 10

Medida Year over year

```
1 YOY % totales =  
2 VAR PY = [Solicitudes totales año anterior]  
3 VAR CY = [TotalSolicitudes]  
4 VAR _perc = DIVIDE(CY - PY, PY)  
5 VAR _format = FORMAT(_perc, "0.0 %")  
6 RETURN  
7 IF(  
8   ISBLANK(PY) || PY = 0,  
9   "0.0%",  
10  IF(  
11    _perc >= 0,  
12    UNICHAR(9650) & " " & _format, -- ▲  
13    UNICHAR(9660) & " " & _format -- ▼  
14  )  
15 )
```

Fuente: elaboración propia

Figura 11

Medida para año anterior con SAMEPERIODLASTYEAR

```
1 Solicitudes totales año anterior =  
2 IF(  
3     NOT ISFILTERED( dimCalendario[Año] ),  
4     BLANK(),  
5     CALCULATE(  
6         [TotalSolicitudes],  
7         SAMEPERIODLASTYEAR( dimCalendario[Fecha] )  
8     )  
9 )
```

Fuente: elaboración propia

Figura 12

Conditional Formatting

```
1 CF =  
2 VAR CY = [TotalSolicitudes]  
3 VAR PY = [Solicitudes totales año anterior]  
4 VAR _perc = DIVIDE(CY - PY, PY)  
5 RETURN  
6 SWITCH(  
7     TRUE(),  
8     _perc>0, "Green",  
9     _perc<0, "Red",  
10    "Grey"  
11 )
```

Fuente: elaboración propia

Solicitudes ejecutadas

Refleja cuántas solicitudes culminan efectivamente en prestación del servicio. Este KPI es clave para evaluar el grado de materialización de la demanda. un aumento en ejecutadas, especialmente cuando crece en proporción a las solicitudes totales, sugiere mejoras en la efectividad operativa y en la capacidad de respuesta del proceso. La variación YoY permite identificar si la ejecución está creciendo al ritmo esperado o si existen fricciones operativas en capacidad, tiempos, reprogramaciones o validaciones que estén impidiendo convertir solicitudes en la prestación efectiva de servicios. En la **Figura 13** se observa la fórmula de la medida para solicitudes ejecutadas.

Figura 13

Medida para solicitudes ejecutadas

```
1 TotalSolicitudesEjecutadas =  
2 CALCULATE (  
3     COUNTROWS ( SolicitudesReservasEspacios ),  
4     SolicitudesReservasEspacios[EstadoGeneralSolicitud] = "Ejecutado"  
5 )
```

Fuente: elaboración propia

Venta empresarial

Es la que más interés genera dentro del tablero, ya que este tipo de solicitudes tiene prioridad operativa y mayor impacto en el objetivo organizacional (por su relación con ingresos). Aunque los préstamos internos representan un volumen mayor, el crecimiento de la venta empresarial es un foco central de seguimiento. Su comparación con el año anterior permite evaluar si el segmento empresas está siendo fortalecido o si requiere acciones específicas, ya sea en gestión comercial, acuerdos o mejora de tiempos de respuesta. La fórmula de la medida se presenta en la **Figura 14**.

Figura 14

Medida para venta empresarial (Alquiler de escenarios Comfama)

```
1 TotalSolicitudesAlquilerEmpresarial =  
2 CALCULATE(  
3     COUNTROWS ( SolicitudesReservasEspacios ),  
4     SolicitudesReservasEspacios[Tipo de Requerimiento] = "Alquiler"  
5 )
```

Fuente: elaboración propia

Total canceladas

El indicador total canceladas se interpreta de manera inversa: incrementos sostenidos representan un resultado no deseado, debido a que afectan la planeación, el uso eficiente de los recursos y la estabilidad del servicio. El YoY permite identificar si las cancelaciones se están comportando de forma peor o mejor que en el periodo anterior. Una disminución de cancelaciones sugiere menos operatividad por parte de la célula que gestiona los escenarios y más claridad en requisitos y disponibilidad. En la **Figura 15**, se detalla el cálculo de la medida.

Figura 15

Medida solicitudes canceladas

```
1 TotalSolicitudesCanceladas =  
2 CALCULATE (  
3     COUNTROWS ( SolicitudesReservasEspacios ),  
4     SolicitudesReservasEspacios[EstadoGeneralSolicitud] = "Cancelado"  
5 )
```

Fuente: elaboración propia

Cancelaciones con ≤ 3 días de anticipación

La tarjeta de cancelaciones ≤ 3 días es crítica, porque representa un evento no tan frecuente, pero con alto impacto operativo. El equipo ha identificado que, dentro de este umbral, la probabilidad de reasignar el espacio es muy baja, lo que reduce la utilización real y genera pérdida de oportunidades. Por ello, la meta esperada es que este indicador disminuya. Su análisis YoY permite validar si las acciones de gestión (alertas generadas a través de Teams o reportes a líderes del segmento empresas sobre los asesores comerciales con exceso de cancelaciones) están reduciendo efectivamente las cancelaciones tardías. En la siguiente representación, correspondiente a la **Figura 16**, se detalla la fórmula de la medida.

Figura 16

Medida solicitudes de cancelación en ventana de 3 días previo a la prestación

```
1 SolicitudesCanceladas_≤3Dias =  
2 CALCULATE(  
3     DISTINCTCOUNT( SolicitudesReservasEspacios[ID] ),  
4     SolicitudesReservasEspacios[EstadoGeneralSolicitud] = "Cancelado",  
5     NOT ISBLANK( SolicitudesReservasEspacios[Horas_EntreInicio_Cancelacion] ),  
6     SolicitudesReservasEspacios[Horas_EntreInicio_Cancelacion] <= 72 -- 3 días * 24 horas  
7 )
```

Fuente: elaboración propia

P75 del tiempo de gestión (días)

Para la medida del tiempo de gestión (días) se utilizó el percentil 75 calculado mediante PERCENTILEX.INC, ya que el uso del promedio no resulta adecuado en este tipo de métricas debido a la presencia de valores atípicos y a la alta dispersión de los tiempos de respuesta. El percentil 75 permite identificar el umbral de tiempo dentro del cual se gestiona la mayoría de las solicitudes. En otras palabras, tres de cada cuatro solicitudes se atienden en un tiempo igual

o inferior a este valor, mientras que el 25% restante requiere un tiempo mayor. La **Figura 17** permite visualizar el cálculo asociado a la medida.

Figura 17

Medida para el tiempo de gestión de la célula

```
1 P75_DiasRespuesta =  
2 DIVIDE(  
3     PERCENTILEX.INC(  
4         FILTER(  
5             SolicitudesReservasEspacios,  
6             NOT ISBLANK(SolicitudesReservasEspacios[HorasRespuesta])  
7         ),  
8         SolicitudesReservasEspacios[HorasRespuesta],  
9         0.75  
10    ), 24  
11 )  
12
```

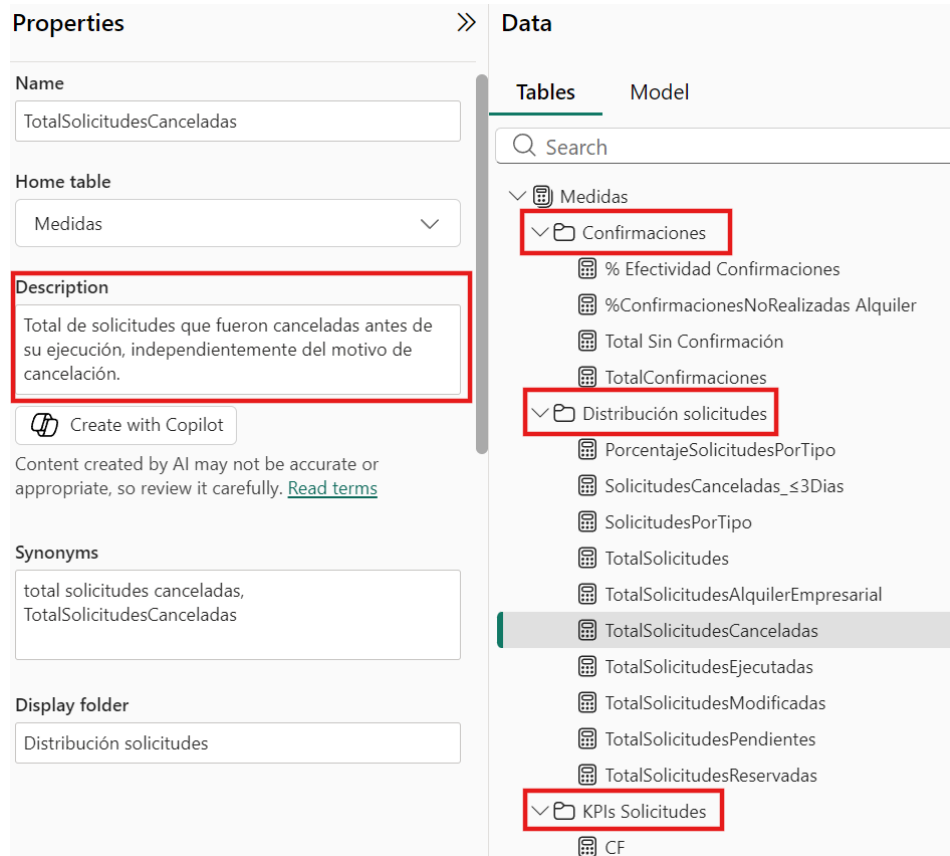
Fuente: elaboración propia

Organización y documentación de las medidas

Adicionalmente a los indicadores clave de gestión (KPIs) principales, el modelo incorpora un conjunto de medidas complementarias de apoyo, las cuales permiten profundizar en el análisis, desagregar resultados y dar soporte a los indicadores estratégicos presentados en el tablero. En total se crearon 30 medidas, almacenadas en una tabla de medidas y con el fin de facilitar el mantenimiento del modelo y mejorar su comprensión, las medidas se encuentran debidamente documentadas mediante descripciones, las cuales explican de manera breve su propósito. Desde el punto de vista estructural, las medidas están organizadas en tres carpetas, descritas a continuación y visibles en la **Figura 18**:

1. Distribución de solicitudes, que agrupa las medidas relacionadas con el volumen, estado y tipología de las solicitudes (por ejemplo, totales, ejecutadas, canceladas y modificadas).
2. Confirmaciones, que contiene las medidas asociadas al seguimiento del proceso de confirmación y su efectividad.
3. KPIs de solicitudes, donde se concentran las medidas finales utilizadas para la presentación de indicadores y el formato condicional de los mismos.

Figura 18
Documentación de medidas DAX



Fuente: elaboración propia

5.5 Capa visual

Debido a la cantidad de información que se tenía en el Power BI inicial, se decidió abordar el diseño con una interfaz inicial que permita navegar a tres frentes, tal como se muestra en la **Figura 19**.

Figura 19

Página de inicio tablero



Fuente: elaboración propia

Solicitudes resumen, presentado en la **Figura 20** plantea una visión ejecutiva e integral del comportamiento de las solicitudes gestionadas a través de la App. En la parte superior, los KPIs principales cuentan la historia macro del periodo seleccionado: el volumen total de solicitudes, las solicitudes ejecutadas y la venta empresarial. Cada indicador no solo muestra el valor actual, sino que lo contextualiza frente al año anterior, permitiendo identificar rápidamente tendencias de crecimiento o desaceleración.

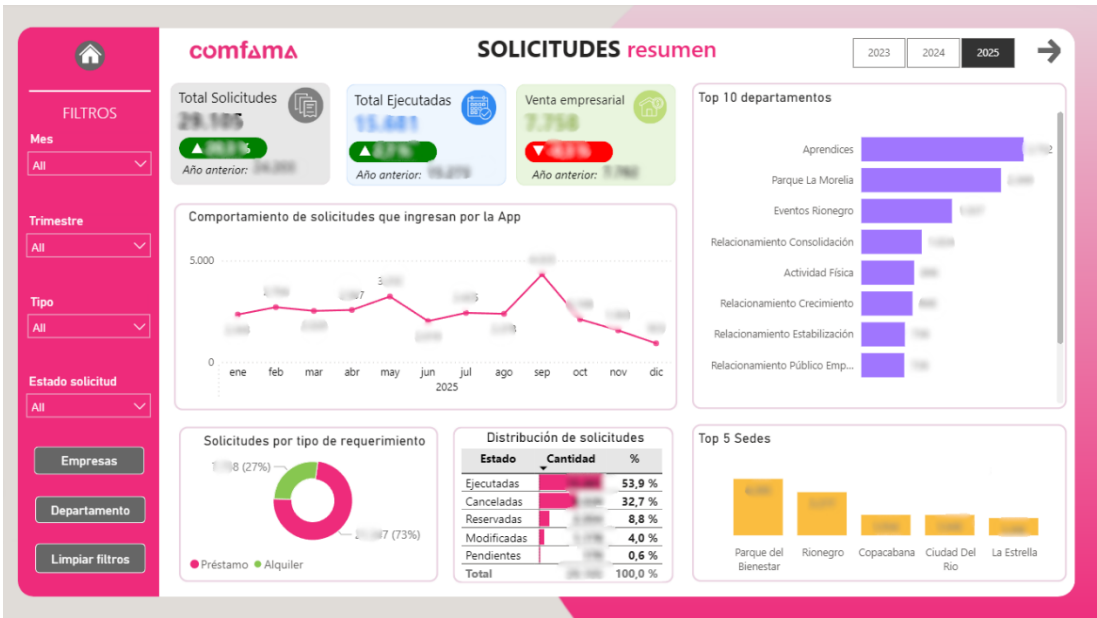
El gráfico de tendencia mensual muestra cómo evolucionan las solicitudes a lo largo del año. Aquí se identifican picos claros de demanda y meses de menor actividad, lo que permite anticipar cargas operativas, planificar recursos y entender la estacionalidad del servicio, por ejemplo la mayoría de las personas en el equipo toma su periodo de vacaciones en noviembre y diciembre debido a que hay menos demanda.

A nivel organizacional, los rankings de departamentos y sedes revelan que equipos generan más demanda y dónde se concentra la misma. Esta sección traduce los datos en

decisiones concretas: priorización de sedes y enfoque de acompañamiento a ciertos departamentos, por ejemplo el segmento empresas (compuesto por 7 departamentos) y encargados de la venta empresarial.

La distribución por tipo de requerimiento (Préstamo vs. Alquiler) y por estado de la solicitud complementa la narrativa operativa: no solo importa cuántas solicitudes ingresan, sino cómo avanzan dentro del proceso. Finalmente, el diseño del tablero con filtros claros por tiempo, tipo y estado invita a la exploración guiada del usuario, ya que puede pasar de una visión estratégica a un análisis específico en pocos clics.

Figura 20
Solicitudes resumen



Fuente: elaboración propia

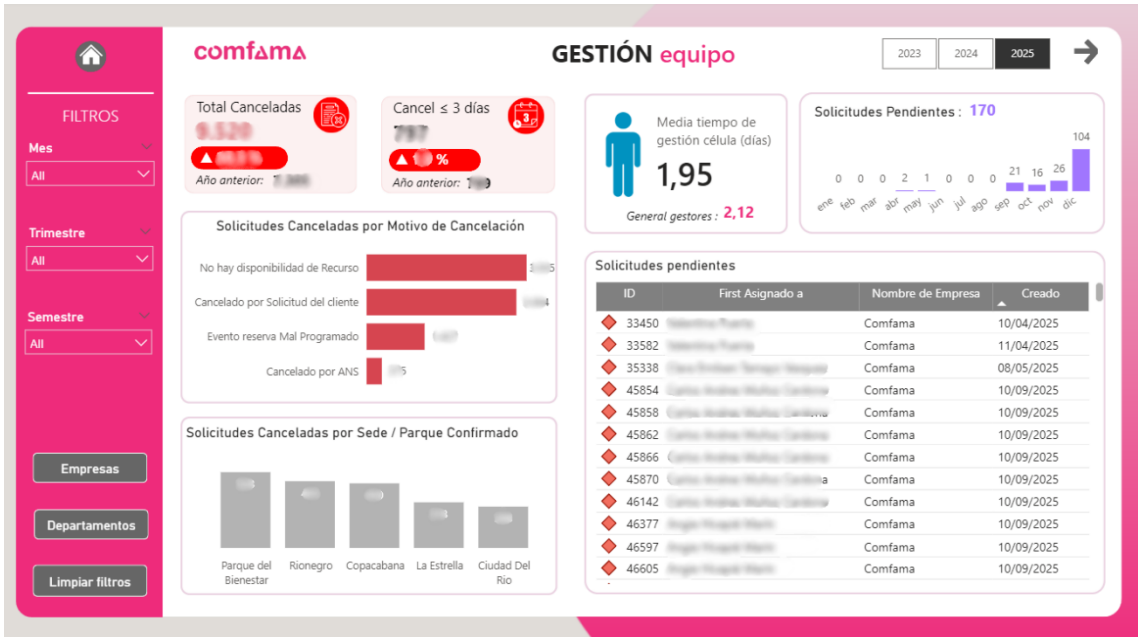
La segunda página profundiza en la gestión operativa del equipo, con foco en la oportunidad del servicio y el cumplimiento del ANS (Acuerdo de Niveles de Servicio) que tiene el equipo y cuya duración es de 3 días. Si bien se busca la disminución de solicitudes canceladas, las cancelaciones realizadas a tres días o menos del inicio del servicio representan un impacto directo en la eficiencia operativa, por lo que se monitorean como un indicador crítico. Además, se presenta la distribución de los motivos de cancelación, para identificar causas recurrentes

asociadas a disponibilidad de recursos o solicitudes del cliente, así como las sedes o parques con mayor concentración de cancelaciones.

Adicionalmente, se incorpora un control activo de solicitudes pendientes, priorizadas mediante un sistema visual de iconos que varía en color y forma según la antigüedad de la solicitud, alertando posibles riesgos de incumplimiento del ANS. Este enfoque permite a los gestores focalizar esfuerzos en gestionar los casos más antiguos primero.

Cabe resaltar que la operación se soporta en dos subgrupos diferenciados: la célula de gestión, conformada por tres personas responsables de la atención y administración de solicitudes, y otros encargados de gestionar reservas en parques o en algunas sedes específicas. En la **Figura 21** se evidencia la información anteriormente descrita.

Figura 21
Gestión equipo



Fuente: elaboración propia

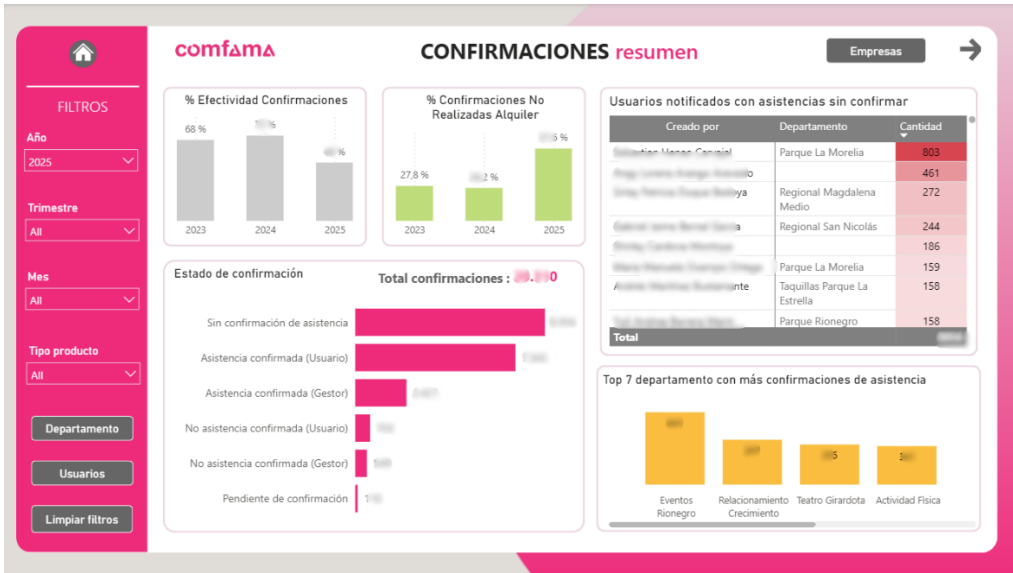
Por su parte, la página de Confirmaciones (**Figura 22**) traduce el proceso de asistencia en una historia clara de control, riesgo y oportunidad. En la parte superior, los indicadores de efectividad de confirmaciones y confirmaciones no realizadas en alquiler permiten comparar el

desempeño en el tiempo, evidenciando avances, retrocesos y brechas operativas entre años. El contraste cromático refuerza el mensaje, tonos neutros para la referencia histórica y colores de énfasis para alertar sobre desviaciones que requieren atención.

El eje central es la distribución del estado de confirmación, revelando de forma inmediata dónde se concentra el mayor volumen de riesgo: las asistencias sin confirmar, ya que conecta la eficiencia del proceso con el impacto operativo real sobre escenarios y la experiencia del usuario. A la derecha, el foco se desplaza hacia usuarios y departamentos con mayor número de asistencias sin confirmar. Este detalle habilita una lectura accionable, y es que no solo se conoce el volumen del problema, sino también quiénes y dónde se origina, facilitando la priorización y seguimiento.

Finalmente, el ranking de departamentos con más confirmaciones de asistencia aporta equilibrio a la narrativa, destacando buenas prácticas y departamento con alto desempeño que pueden servir como referencia para replicar estrategias.

Figura 22
Confirmaciones resumen



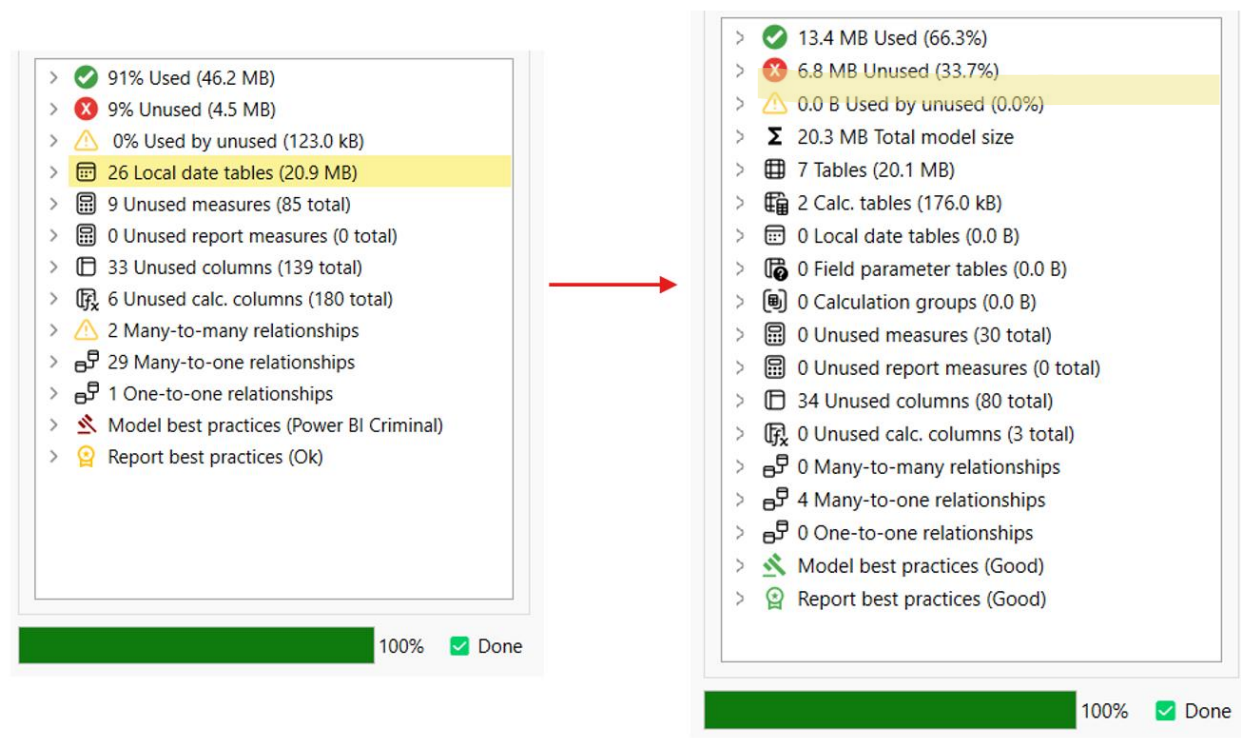
Fuente: elaboración propia

Resultados generales

Finalmente, el archivo pbix que fue replanteado, tomando como referencia el tablero previamente existente en el equipo, se analizó mediante la herramienta Measure Killer. Lo anterior, con el objetivo de evaluar la calidad del modelo y verificar la existencia de mejoras tangibles, comparando el estado inicial del modelo con la versión final obtenida en este proyecto.

En la **Figura 23** se presenta el contraste entre el modelo original y el modelo optimizado, mientras que en la **Tabla 2** se detalla la comparación de resultados, evidenciando los cambios y mejoras logradas en términos de eficiencia, uso de medidas y buenas prácticas de modelado.

Figura 23
Resultados del modelo inicial y final



Fuente: elaboración propia

Tabla 2
Comparativo de resultados entre el modelo inicial y final

Indicador	Antes	Después	Evidencia de mejora
Tamaño total del modelo	50.7 MB	20.3 MB	Reducción significativa del tamaño del modelo
Tablas locales	26 tablas (20.9 MB)	0 tablas locales (0.0 B)	Eliminación total de tablas locales innecesarias y que solo ralentizaban y ocupaban espacio
Tablas calculadas	0 tablas	2 tablas (176 KB)	Se agregan 2 que corresponden a la dimCalendario y a las categorías de solicitudes
Medidas sin uso	9 medidas sin uso (85 totales)	0 medidas sin uso (30 totales)	Depuración completa de medidas no utilizadas, pasando de 85 a 30 usando solo las necesarias
Columnas sin uso	33 columnas sin uso (139 totales)	34 columnas sin uso (80 totales)	Reducción del volumen estructural del modelo
Columnas calculadas sin uso	6 (180 totales)	0 (3 totales)	Optimización de cálculos innecesarios
Relaciones many-to-many	2	0	Simplificación del modelo de datos, sin relaciones problemáticas
Relaciones many-to-one	29	4	Reducción de complejidad relacional
Páginas del reporte	15	4	Se concentra la información clave en menos vistas
Buenas prácticas del modelo	Power BI Criminal	Good	Mejoras en el cumplimiento de estándares de modelado
Buenas prácticas del reporte	OK	Good	Mejoras en el cumplimiento de buenas prácticas

6. Conclusiones y recomendaciones

El presente trabajo permitió evaluar, intervenir y mejorar el tablero de Power BI utilizado por el equipo de Programación y Activación para la gestión de reservas de espacios, logrando avances tanto en el componente técnico como en la utilidad práctica de la herramienta para la toma de decisiones.

El diagnóstico del tablero permitió de manera inicial la comprensión del estado en el cual se encontraba la herramienta, identificando debilidades relacionadas con la calidad de los datos, redundancia de elementos y deficiencias en la estructura del modelo. Evidenciando la necesidad de intervenir no solo la capa visual, sino también los procesos de transformación, modelado y cálculo de medidas para garantizar un tablero más confiable y útil para la gestión de reservas.

En cuanto a la limpieza de datos, la revisión de las fuentes, los procesos de transformación y documentación de STEPS permitieron mejorar la consistencia del proceso. La estandarización de campos, la eliminación de variables inconsistentes y el control de nulos contribuyeron a fortalecer la calidad del conjunto de datos, lo que se traduce en una mayor confianza por parte de los usuarios del tablero frente a los resultados presentados.

El rediseño del modelo de datos representó un avance significativo en términos de eficiencia y sostenibilidad del tablero. La reorganización de las tablas y relaciones bajo un enfoque más estructurado y sin relaciones problemáticas, así como la desactivación de la inteligencia de tiempo automática permitieron reducir la complejidad del modelo, mejorar el rendimiento de las consultas y facilitar su escalabilidad. Esto garantiza que a futuro el reporte pueda adaptarse a nuevas necesidades sin comprometer su desempeño.

La optimización de las expresiones DAX contribuyó a simplificar la lógica de cálculo, mejorar la legibilidad de las medidas y disminuir la carga computacional del modelo. La eliminación de columnas calculadas innecesarias y la priorización de medidas reutilizables fortalecieron la mantenibilidad del tablero.

Finalmente, la mejora de la capa visual mediante la aplicación de principios de visualización y data storytelling permitió transformar el tablero en una herramienta más intuitiva y orientada a la toma de decisiones. La reorganización, mejora en el diseño, nueva estructura de los indicadores, el uso adecuado de jerarquías visuales y la claridad en la narrativa facilitaron la comprensión de la información por parte de los usuarios, aportando valor tanto en la gestión como al análisis gerencial.

Como recomendación, se sugiere mantener un proceso periódico de revisión del modelo y del uso de medidas para evitar la acumulación de objetos innecesarios conforme que el tablero evolucione. Adicionalmente, se recomienda profundizar en la estandarización de métricas y la forma que se miden algunas variables en la fuente (Power Apps y SharePoint) como la fecha de respuesta de una solicitud o categorías con denominaciones poco claras o ambiguas, ya que esto permitiría una mayor precisión al anticipar riesgos operativos y evaluar el cumplimiento de niveles de servicio de manera más precisa, fortaleciendo así el uso de Power BI y de este tablero como herramienta estratégica para la gestión de escenarios.

Referencias

- Ahad, K. A. (2024). *Dimensional data modeling: How to make your analytics smarter?* Hevo Academy. <https://bit.ly/4ahzeOl>
- Becker, L. T., & Gould, E. M. (2019). Microsoft Power BI: Extending Excel to manipulate, analyze, and visualize diverse data. *Serials Review*, 45(3), 184–188. <https://doi.org/10.1080/00987913.2019.1644891>
- Boulahia, C., Behja, H., Chbihi Louhdi, M. R., & otros. (2024). The multi-criteria evaluation of research efforts based on ETL software: From business intelligence approach to big data and semantic approaches. *Evolutionary Intelligence*, 17, 2099–2124. <https://doi.org/10.1007/s12065-023-00899-z>
- Ciafardo, M. (2020). La teoría de la Gestalt en el marco del lenguaje visual. En *Papel Cosido* (pp. 75–91). Facultad de Artes. ISBN: 978-950-34-1862-8
- Das, S., Banerjee, K., Nath, S., & Chatterjee, S. (2023). Data visualization approach for business strategy recommendation using Power BI dashboard. *International Journal of Latest Engineering Science*, 6(5).
- Iqbal, M. Z., Mustafa, G., Sarwar, N., Wajid, S. H., Nasir, J., & Siddque, S. (2020). A review of star schema and snowflakes schema. En I. Bajwa, T. Sibalija, & D. Jawawi (Eds.), *Intelligent technologies and applications* (pp. 129–140). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5232-8_12
- Kanagaraj, K., & Venkatesh, R. (2023). Enhancing business performance: A comprehensive study of sales and distribution analytics in speciality retail sectors. En *2023 International Conference on Research Methodologies in Knowledge Management, Artificial Intelligence and Telecommunication Engineering (RMKMATE)* (pp. 1–5). <https://doi.org/10.1109/RMKMATE59243.2023.10369436>
- Khalwadekar, R., & Gogate, U. (2022). Quantitative and causal analysis of techniques of Microsoft Power BI file optimisation. En *Proceedings of the 2022 5th International Conference on Advances in Science and Technology (ICAST)* (pp. 35–39). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICAST55766.2022.10039578>

- Kirmani, M. (2017). Dimensional modeling using star schema for data warehouse creation. *Oriental Journal of Computer Science and Technology*, 10(4), 745–754. <https://doi.org/10.13005/ojcst/10.04.07>
- Knight, M. (2025). *Fundamentals of dimensional data modeling*. Dataversity. <https://bit.ly/3Ko6au2>
- Kumaran, R. (2021). ETL techniques for structured and unstructured data. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 8(12), 1727–1735. <https://www.irjet.net>
- Liu, D. (2024). Business intelligence tools for data extractions transformations and visualizations (pp. 1–4). <https://doi.org/10.1109/ISNCC62547.2024.10758993>
- Matthew, B., Ahmed, M., Ahmed, B., Campbell, L., Jeet, V., Soliman, K., Nazneen, A., & El Sayad, S. (2025). The art of data storytelling for non-technical business stakeholders: Bridging the gap between insights and decisions. *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies*.
- Oliveira, V., Andrade, R., Castro, M., & Santos, I. (2025). From acquisition to interpretation: A model for creating data storytelling in big data. En *Anais do XIII Latin American Symposium on Digital Government* (pp. 227–236). SBC. <https://doi.org/10.5753/lasdigov.2025.9233>
- Pearson, M., Knight, B., Knight, D., & Quintana, M. (2020). Extending your data model with DAX calculations. En *Pro Microsoft Power Platform* (pp. 245–257). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-6008-1_20
- Rodríguez Mosquera, J., & Castañeda Sierra, N. (2023). La visualización de datos, data storytelling y business analytics como metodología para identificar patrones en los incidentes viales de Bogotá (Maestría en Ingeniería con énfasis en Analítica de Datos, Universidad Libre, Seccional Bogotá). Repositorio Institucional Universidad Libre. <https://hdl.handle.net/10901/30591>
- Shoaib, G., & Nandi, S. (2022). Power BI dashboard for data analysis. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 9(7), 2395–0056.
- Singu, S. K. (2022). ETL process automation: Tools and techniques. *ESP Journal of Engineering & Technology Advancements*, 2(1), 74–85.

Stanomir, R. (2025). Optimizing Business Analytics: The Role of Gestalt Principles in Designing Business Intelligence Dashboards. *Business Administration Student Working Papers*, 1, 127–134.

Tkachenko, A., & Chernyshov, M. (2024). Using the Power Query system for processing and data mining SAP ERP. *E3S Web of Conferences*, 474, 02029. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202447402029>

Anexos

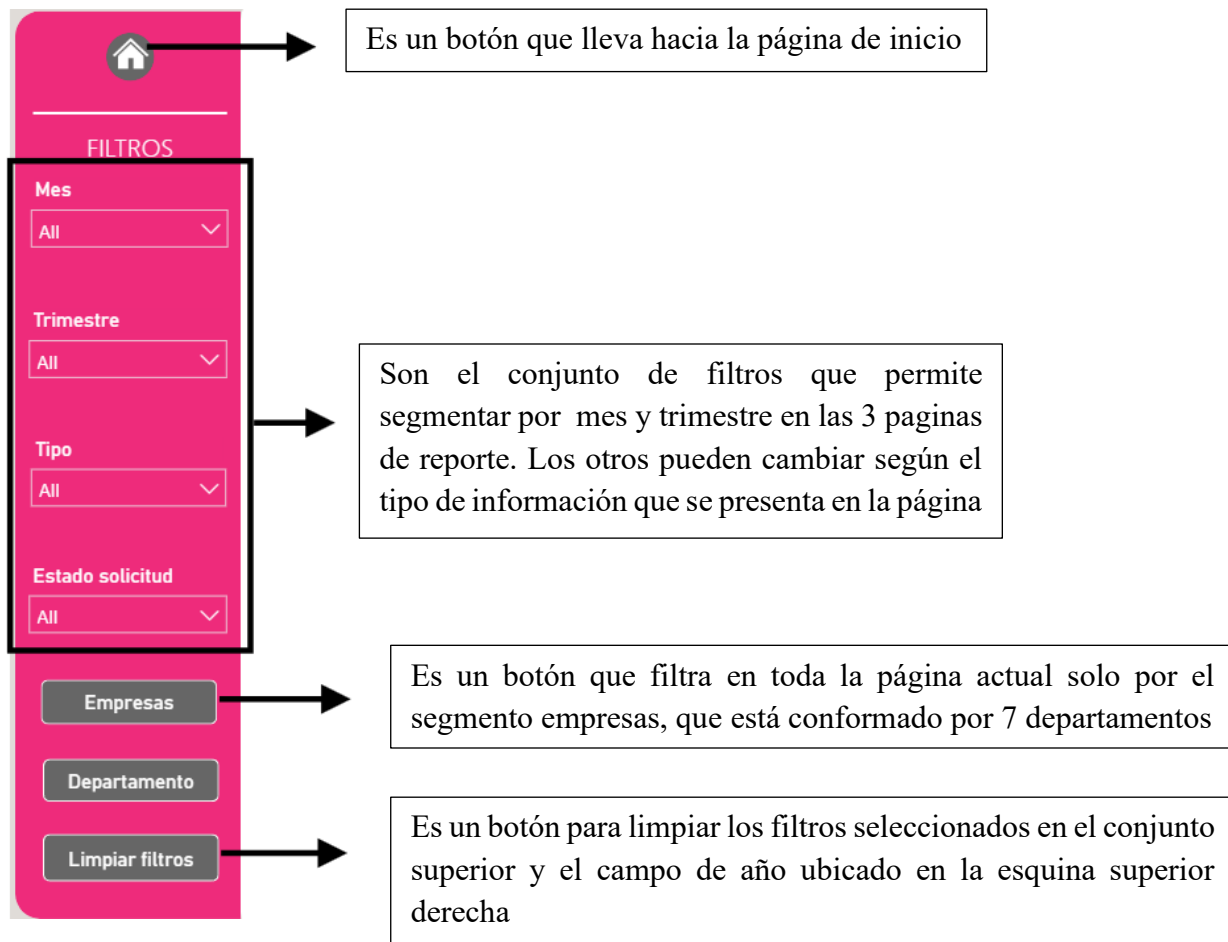
Guía de uso para el tablero

Para interactuar con el tablero se presentan los objetos interactivos y las consideraciones que se deben tener en el uso del tablero.

1. Botones de la página de inicio que navegan cada uno hacia la página cuyo título se encuentra sobre estos. Adicionalmente, se encuentra la fecha y hora de actualización.



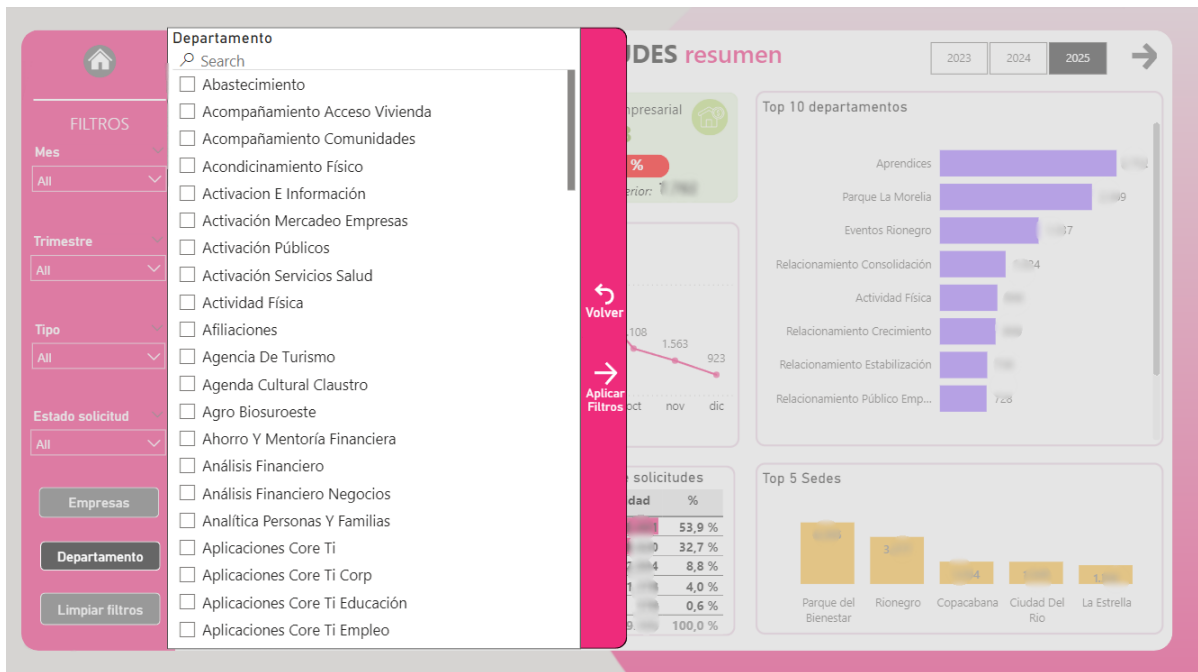
2. Panel lateral de filtros, tales como filtros temporales de mes, año o trimestre. De manera similar, otros propios de la información de las solicitudes, por ejemplo en la página de Solicitudes resumen hay filtro por tipo de requerimiento (venta o alquiler) y por las 5 categorías que puede tomar una solicitud. Adicionalmente, en la esquina superior derecha se encuentra el campo de año en las páginas 1 y 2 del reporte, en la tercera se encuentra en la barra lateral de filtros



3. Filtro de año y botón para continuar hacia la siguiente página



4. Botón departamento, se encarga de desplegar un filtro de departamento donde se puede buscar y seleccionar. Luego se da clic en aplicar cambios. En caso de querer seleccionar más de un departamento, con Ctrl presionado se seleccionan las opciones deseadas.



5. Los gráficos de top de sede y top departamento tienen un tooltip. En el primero se muestra información adicional sobre cuales son el top de escenarios en una sede del ranking, mientras que en el segundo se muestran los usuarios pertenecientes a ese departamento rankeados en orden descendente.

Cabe aclarar, que para escenarios solo muestran los primeros 5 y en el caso de los usuarios los primeros 7, en algunos casos suelen ser menos usuarios dependiendo del departamento (o equipo) y de que no todos los integrantes de un equipo solicitan reservas, a excepción de departamentos que pertenecen a segmentos como el de empresas.

Mejoramiento Integral del Tablero de Power BI para la Gestión de Reservas de escenarios en Comfama para apoyar la toma de decisiones en Programación y Activación

