Informe Final

Análisis Exploratorio y Transformaciones — Airbnb Ciudad de México

Integrantes:

Santiago Varela Jiménez Santiago Álzate Munera Franyelica García Fernández

2. Introducción

Objetivo: Presentar el análisis exploratorio realizado sobre las colecciones extraídas de la plataforma Airbnb (Ciudad de México), detallar las transformaciones aplicadas para limpieza y normalización, y evaluar la calidad de los datos para su posterior carga en un Data Warehouse.

Alcance: Se analizan las colecciones MX_listings, MX_reviews y MX_calendar; se documentan hallazgos relevantes, transformaciones aplicadas y ejemplos de logs.

3. Descripción del dataset

Colecciones analizadas:

- MX_listings (listings): información de alojamientos 26,401 registros y 77 columnas (según EDA)
- MX_reviews (reviews): reseñas de usuarios 1,388,226 registros y 7 columnas
- MX_calendar (calendar): disponibilidad por fecha 9,636,365 registros y 6 columnas

Columnas clave (ejemplos):

- listings: id, name, host_id, host_name, neighbourhood, latitude, longitude, price, minimum_nights, availability_365, amenities, host_verifications, review_scores_*.
- reviews: listing id, id, date, reviewer id, reviewer name, comments.
- calendar: listing id, date, available, price.

Fuente y extracción: Datos extraídos desde MongoDB (MX_DB) utilizando una conexión local y scripts en Python (colecciones exportadas con la clase Extraccion).

Nota: Los datos reales del dataset de Airbnb (Ciudad de México) fueron recortados; se está trabajando únicamente con el último trimestre. De esta manera se logra un análisis más preciso y una carga de datos más eficiente.

4. Resumen del análisis exploratorio (EDA)

Estadísticas y observaciones principales:

Precios: la columna price contenía símbolos (\$) y estaba almacenada como object; tras limpieza se convirtió a numérico. Distribución sesgada hacia precios bajos con algunos outliers altos.

Minimum_nights: presencia de valores extremos (algunos > 1000) que requieren revisión o truncamiento según reglas de negocio.

Disponibilidad: análisis por mes muestra variación estacional; meses como junio-julio presentan menor disponibilidad en los datos analizados. Valores nulos: listings contiene nulos en campos descriptivos (host_about, neighbourhood_overview, review_scores_*). reviews y calendar no presentan nulos significativos en columnas clave.

Duplicados: no se detectaron duplicados significativos después de convertir columnas no hasheables a string para el conteo de duplicados. Campos anidados: amenities y host_verifications son listas; amenities puede expandirse en variables binarias o contar elementos para análisis.

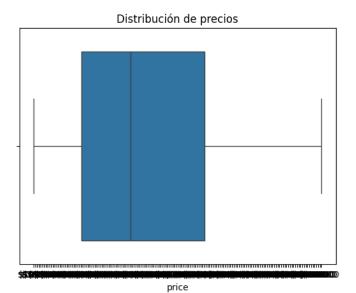
5. Gráficas y hallazgos principales

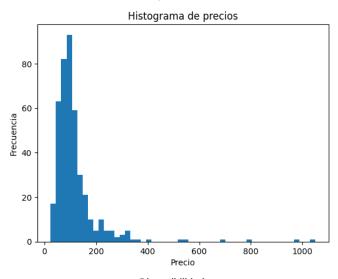
Gráficas incluidas (referenciar imágenes en el PDF final):

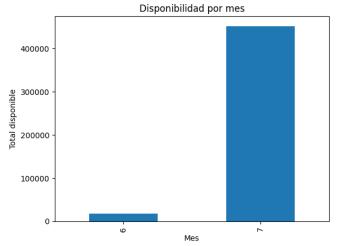
- Boxplot de price: muestra distribución y outliers.
- Histograma de price: concentración de precios bajos.
- Gráfico de barras: disponibilidad total por mes (a partir de calendar).
- Conteo de amenities más frecuentes (si se desanida y se analiza).

Interpretación breve:

- La mayoría de los alojamientos tienen precios bajos; los outliers pueden indicar propiedades de lujo o errores de registro.
- Patrón estacional detectado en disponibilidad que puede relacionarse con demanda turística.







6. Descripción de las transformaciones realizadas

Pasos aplicados:

- Conversión de tipos:
 - * calendar.date → datetime
 - * price (en listings y calendar) → limpiar símbolos y convertir a float
- Limpieza de price (ejemplo):

```
Antes: "$1,200.00" → Después: 1200.0
```

Código usado (ejemplo): df['price'] = df['price'].astype(str).replace(r'[\\$,]', ", regex=True).replace(", '0').astype(float)

- Manejo de campos anidados:
- * amenities: almacenado originalmente como lista; se creó columna amenities_count con el número de elementos y se dejó la lista como JSON/string para análisis posterior.
- Valores nulos y extremos:
- * Imputación: se dejaron nulos en columnas descriptivas y se documentaron (no imputadas por defecto).
- * Outliers: se identificaron y se marcaron para revisión; no se eliminaron automáticamente.
- Duplicados: se buscó duplicidad por filas completas tras convertir columnas no hasheables a texto; no se eliminaron registros masivamente porque no se detectaron duplicados confiables.

7. Ejemplo del log generado

```
src > Logs > ≡ logs_carga.txt
    2025-10-24T19:24:32.725419 | Conexión a SQL Server | Éxito
     2025-10-24T19:24:32.868987 | Carga tabla listings | Éxito
    2025-10-24T19:24:32.911558 | Carga tabla reviews | Éxito
   2025-10-24T19:24:32.932914 | Carga tabla calendar | Éxito
  5 2025-10-24T19:24:33.757555 | Exportación Excel data/listings transformado.xlsx | Éxito
 6 2025-10-24T19:24:33.799791 | Exportación Excel data/reviews transformado.xlsx | Éxito
 7 2025-10-24T19:24:33.838901 | Exportación Excel data/calendar transformado.xlsx | Éxito
src > Logs > ≡ logs_extraccion.txt
  1 2025-10-24T19:24:12.572845 | Colección: Conexion | Cantidad: 0 | Estado: Éxito
    2025-10-24T19:24:12.584453 | Colección: MX_listings | Cantidad: 10 | Estado: Éxito
  3 2025-10-24T19:24:12.587519 | Colección: MX_reviews | Cantidad: 10 | Estado: Éxito
  4 2025-10-24T19:24:12.589846 | Colección: MX calendar | Cantidad: 10 | Estado: Éxito
src > Logs > \bigsize \test_transformacion_log.txt
       2025-10-24T19:24:12.592852 | Inicio transformación de LISTINGS
       2025-10-24T19:24:12.605126 | LISTINGS transformado: 10 registros finales
       2025-10-24T19:24:12.663844 | Inicio transformación de REVIEWS
  4 2025-10-24T19:24:12.667749 | REVIEWS transformado: 10 registros finales
       2025-10-24T19:24:12.682953 | Inicio transformación de CALENDAR
       2025-10-24T19:24:12.689349 | CALENDAR transformado: 10 registros finales
```

8. Conclusiones sobre la calidad y utilidad de los datos

Fortalezas:

- Volumen y granularidad adecuados para análisis descriptivo y modelado (especialmente con reviews y calendar).
- Fechas en formato susceptible de análisis temporal después de conversión.

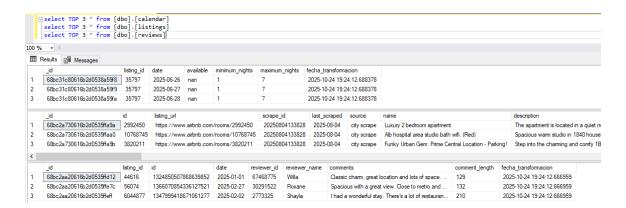
Limitaciones:

- Campos descriptivos con valores nulos que limitan análisis semánticos sin imputación o enriquecimiento.
- Presencia de outliers en price y minimum_nights que requieren reglas de negocio para limpieza.
- Columnas anidadas (listas) que requieren transformación para algunos modelos.

Recomendaciones:

- Definir reglas de negocio para manejar outliers y valores extremos.
- Enriquecer datos geográficos (reverse geocoding) si se requiere análisis por zona.
- Expandir amenities a variables binarias si se va a usar para modelado.

9. Conexion DB SQL Server



10. Referencias

- Fuente de datos: Colecciones extraídas desde MongoDB (instancia local).
- Herramientas y bibliotecas: Python, pandas, seaborn, matplotlib, pymongo (u otro cliente MongoDB).