



Optimización de Precios Airbnb:

Estrategia de Crecimiento Basada en Aprendizaje supervisado



Precios Ineficientes

- Alta dispersión de precios en el mercado.
- Ineficiencia en la fijación de precios de alquiler.
- Anfitriones subvaloran o sobrevaloran sus propiedades.
- Pérdida de ingresos o baja ocupación por precios erróneos.





Justificación: Modelado Supervisado

- Aprende de datos históricos etiquetados (precios, características, demanda).
- Predice el precio óptimo para maximizar la probabilidad de reserva.
- Reduce el sesgo y el error humano en la fijación de precios.
- A diferencia de las reglas simples, el modelo captura interacciones complejas entre variables que afectan el precio final.





Insights Clave de Negocio



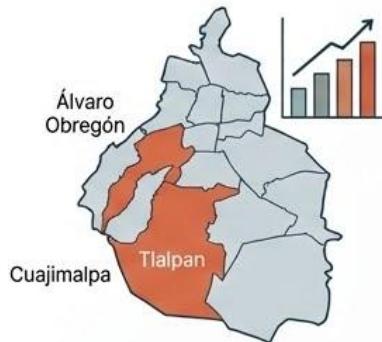
LIDERAZGO DE MERCADO

Cuauhtémoc domina en volumen de listados de Airbnb, siendo el vecindario principal.



POTENCIAL PREMIUM

Un segmento de lujo ofrece oportunidades de altos ingresos.



PRECIOS PROMEDIO ELEVADOS

Tlalpan, Cuajimalpa y Álvaro Obregón destacan por sus altos precios promedio.



IMPULSORES DE VALOR

Mayor capacidad y número de baños/camas incrementan significativamente el precio.



Insights Clave de Negocio



Hallazgos clave del mercado en la Ciudad de México

- **Segmentos Premium:** Los nichos de lujo, como Villas o Habitaciones de Hotel, alcanzan promedios de entre 6,900 MXN y 69,500 MXN.
- **Zonas Estratégicas:** * Cuauhtémoc: Líder en volumen (12,514 listados) y precio competitivo (2,016 MXN).
- **Zonas de Alto Valor:** Tlalpan, Cuajimalpa y Álvaro Obregón destacan como focos geográficos premium.
- **Drivers de Precio:** La capacidad (accommodates), recámaras y baños son los factores con mayor correlación positiva, aunque moderada.
- **Tratamiento de Datos:** La distribución de precios está fuertemente sesgada (8.54% de outlier); el uso de transformación logarítmica fue vital para la precisión del modelo.

Métricas de Evaluación de Modelos

Se evaluaron modelos de **Random Forest** y **XGBoost** bajo criterios de **MAE** (error promedio), **RMSE** (sensibilidad a errores grandes) y **R-squared** (capacidad explicativa).

Modelo	Segmento	MAE (Error)	R-squared
Random Forest	Estándar	176.37 MXN	--
Random Forest	Global (Log/Winsorized)	--	0.54

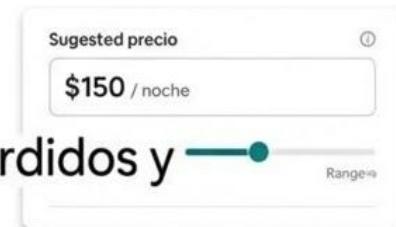
- **Precisión en Segmento Estándar:** El modelo es **altamente efectivo** para la mayoría de los listados, con un error promedio de solo 176 MXN.
- **Mejora Drástica:** El manejo de outliers y logaritmos elevó el **R-squared** de 0.14 a 0.54 (explicando el 54% de la varianza).
- **Nota sobre Lujo:** Los modelos actuales presentan deficiencias en el nicho de lujo extremo, sugiriendo la necesidad de variables adicionales para este segmento específico.



Implementación: Asesor Inteligente

La propuesta consiste en integrar un asesor en la interfaz del anfitrión:

- **Recomendación en Tiempo Real:** Al registrar una propiedad, el sistema sugiere un "Precio Justo" y un rango de confianza.
- **Alertas de Valoración:**
 - Si está **subvalorada**: Alerta de potencial de ingresos perdidos y sugerencia de mejoras (ej. añadir sofá cama).
 - Si está **sobrevalorada**: Advertencia de baja ocupación y sugerencias para justificar el precio (ej. mejores servicios).





Implementación: Asesor Inteligente

- **Transparencia de Datos:** El anfitrión recibe un desglose de qué factores (baños, ubicación, etc.) están influyendo más en su precio sugerido.
- **Optimización Dinámica:** Ajustes automáticos basados en estacionalidad, eventos locales y competencia para maximizar ingresos todo el año.

Desglose de Precio

\$150 Sugerido

Ubicación:	+\$50
Servicios (Sofá Cama):	+\$30
Competencia:	-\$10
Temporada Baja:	-\$20



Optimización Dinámica

Activado

