



# 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).


Suggested precio ⓘ

\$150 / noche

Range ⇌

🔔 Notifications ⌵

 **Potencial de Ingresos**  
Un tina decorada de sugerirlos for underpriced listings.

 **Riesgo de Baja Ocupación**  
Un tina decorado overpridos for riesgo de baja ocupación.



## 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

