

PREDICCIÓN INTELIGENTE DE PRECIOS EN AIRBNB MADRID

Predice, compara y encuentra el precio justo

MÁSTER EN DATA SCIENCE

Presentado por:

Katherine López Ramírez

CONTENIDO

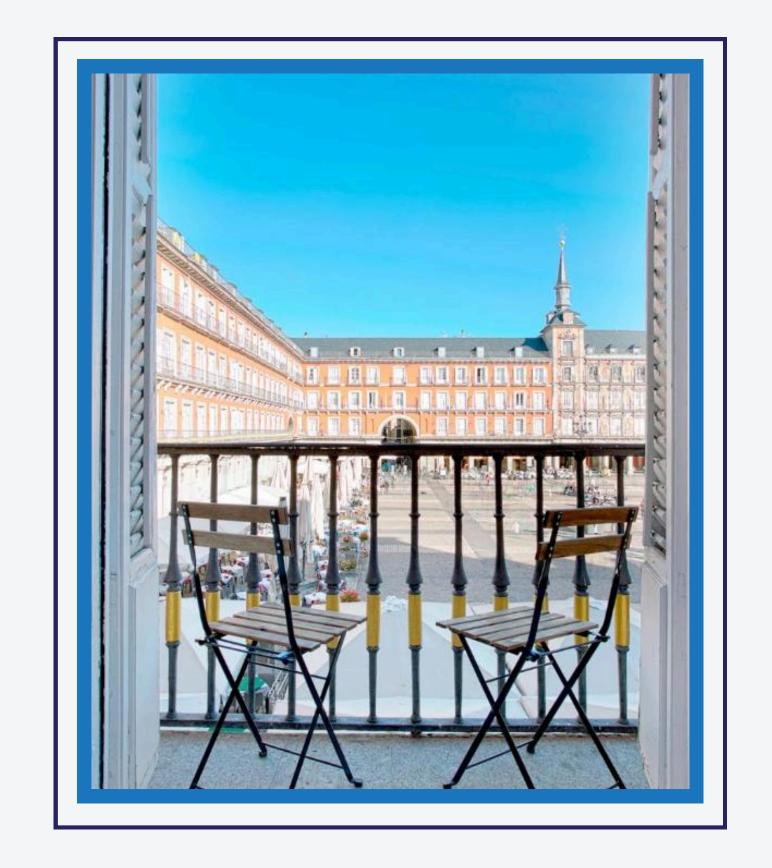
Contenidos del Proyecto

01. Contexto y justificación	3
02. Objetivo del proyecto	4
03. análisis de datos	5 - 6
04. Comparación de Modelos	7 - 9
05. Visualización y aplicación	10 -11
06. Tecnologías utilizadas	12
07. Conclusiones	13
08. Futuras meioras	14

CONTEXTO Y JUSTIFICACIÓN

Bienvenidos al Proyecto

- Crecimiento del turismo en Madrid y auge de Airbnb.
- Problema: fijar precios óptimos en un mercado competitivo.
- Oportunidad: un modelo de predicción de precios que ayuda a anfitriones a ajustar tarifas según zona y estacionalidad, a turistas a encontrar mejores opciones de alojamiento y a inversores a tomar decisiones estratégicas.



OBJETIVO DEL PROYECTO

General: Analizar y predecir los precios de alojamientos en Airbnb Madrid según ubicación y estacionalidad, usando Machine Learning.

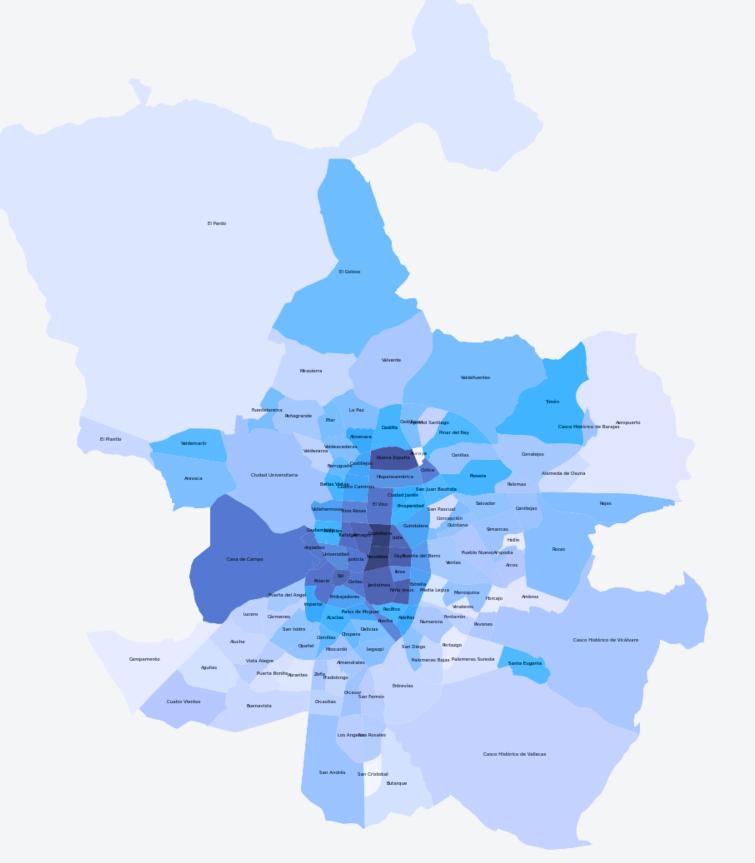
Específicos:

- Desarrollar un modelo de Machine Learning que prediga precios con precisión
- Facilitar comparaciones por meses y barrios
- Generar insights útiles para anfitriones, viajeros e inversores

ANÁLISIS DE DATOS

Contenidos del Proyecto

- Fuente: Inside Airbnb
- 25.000 alojamientos, 9M registros de calendario
- Procesamiento: limpieza, detección de outliers, integración de estacionalidad.
- Variables clave: ubicación, tipo de alojamiento, reseñas, disponibilidad, precio mensual promedio

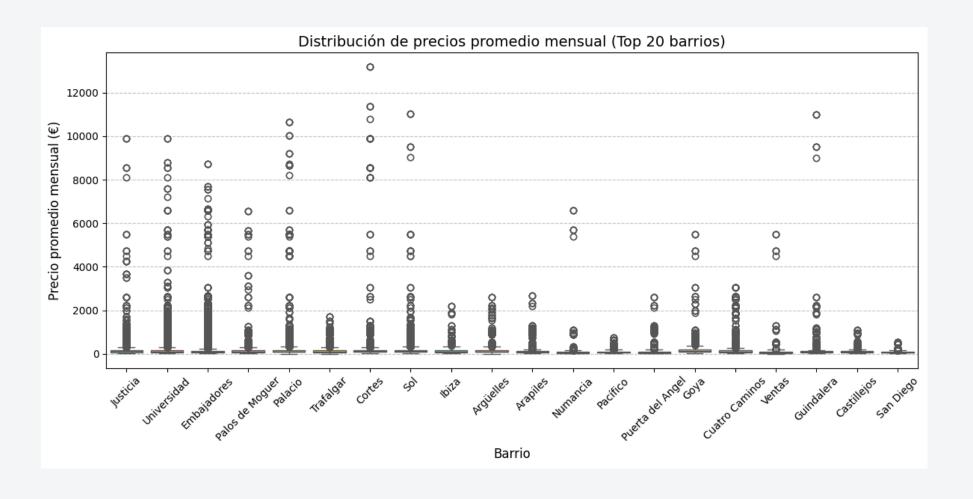


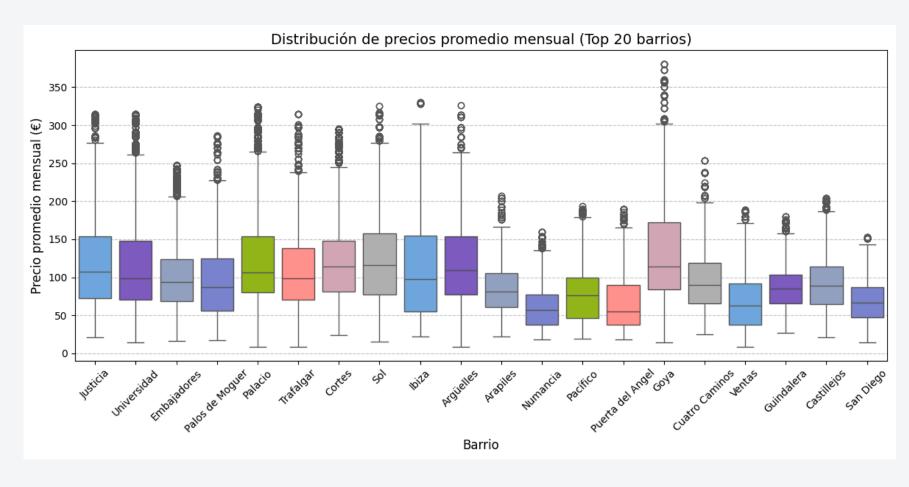
- 4

LIMPIEZA Y PREPARACIÓN

- Eliminación de nulos y outliers extremos (> 12.000 €)
- Normalización de variables del host y reseñas
- Creación de la variable de estacionalidad (precio promedio mensual por barrio)

Antes Despues





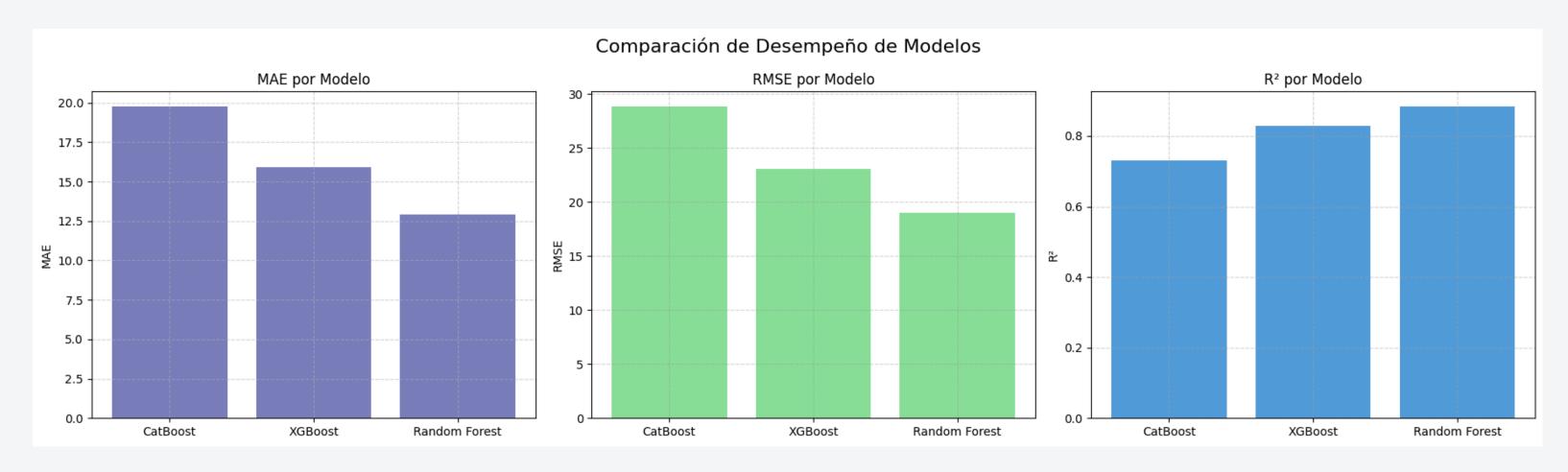
COMPARACIÓN DE MODELOS

- CatBoost → MAE: 19,75 €, RMSE: 28,81 €, R²: 0,731
- **XGBoost** → MAE: 15,91 €, RMSE: 23,04 €, R²: 0,828
- Random Forest → MAE: 12,90 €, RMSE: 18,99 €, R²: 0,883

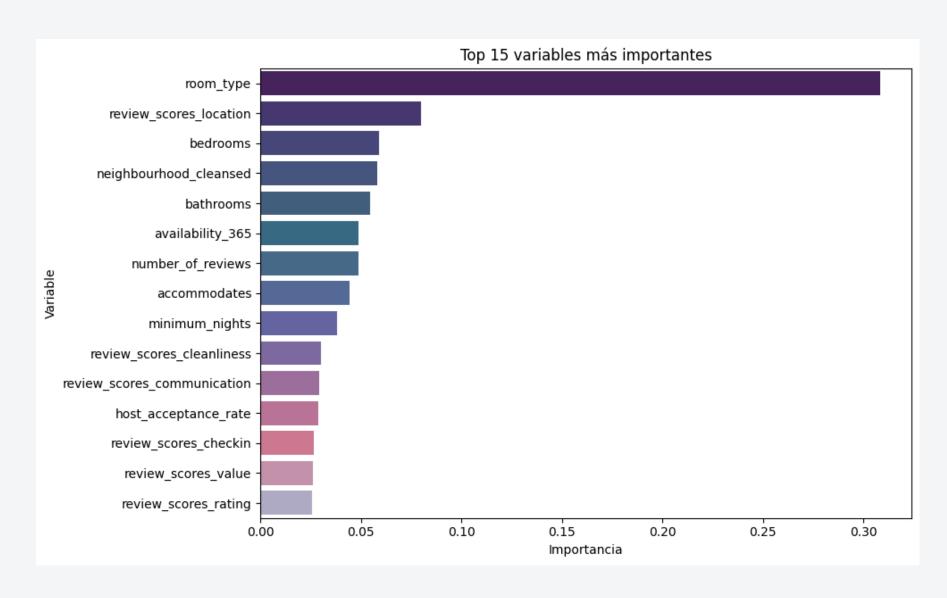
Encodings aplicados

- CatBoost: maneja categorías de forma nativa.
- XGBoost: requiere Target Encoding para convertir categorías en valores numéricos representativos.
- Random Forest: funciona mejor con Ordinal Encoding, evitando la alta cardinalidad y manteniendo buen rendimiento.

Conclusión: Cada encoding se eligió según las necesidades del algoritmo. Entre todos, Random Forest destaca por ofrecer el mejor rendimiento, estabilidad y robustez, siendo la opción final para el proyecto.

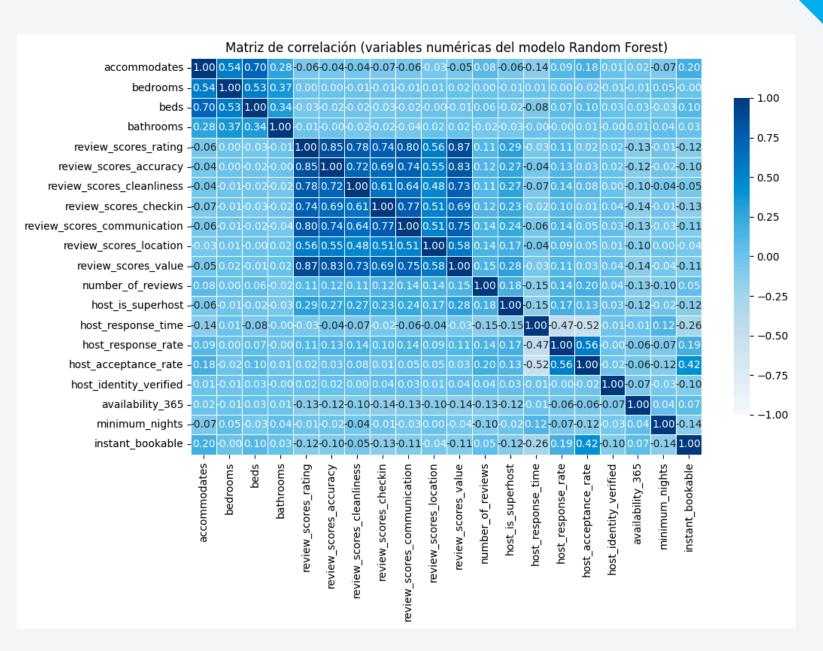


MATRIZ DE CORRELACIÓN Y VARIABLES IMPORTANTES





Confirma que tipo de alojamiento, ubicación y reputación son claves en el mercado Airbnb Madrid.



Matriz de correlación

- Reseñas: alta correlación entre sí.
- Capacidad: relación fuerte (accommodates, bedrooms, beds).
- Otras (mínimo noches, disponibilidad): baja correlación, info extra.
- Random Forest gestiona redundancias → modelo robusto.

RESULTADOS

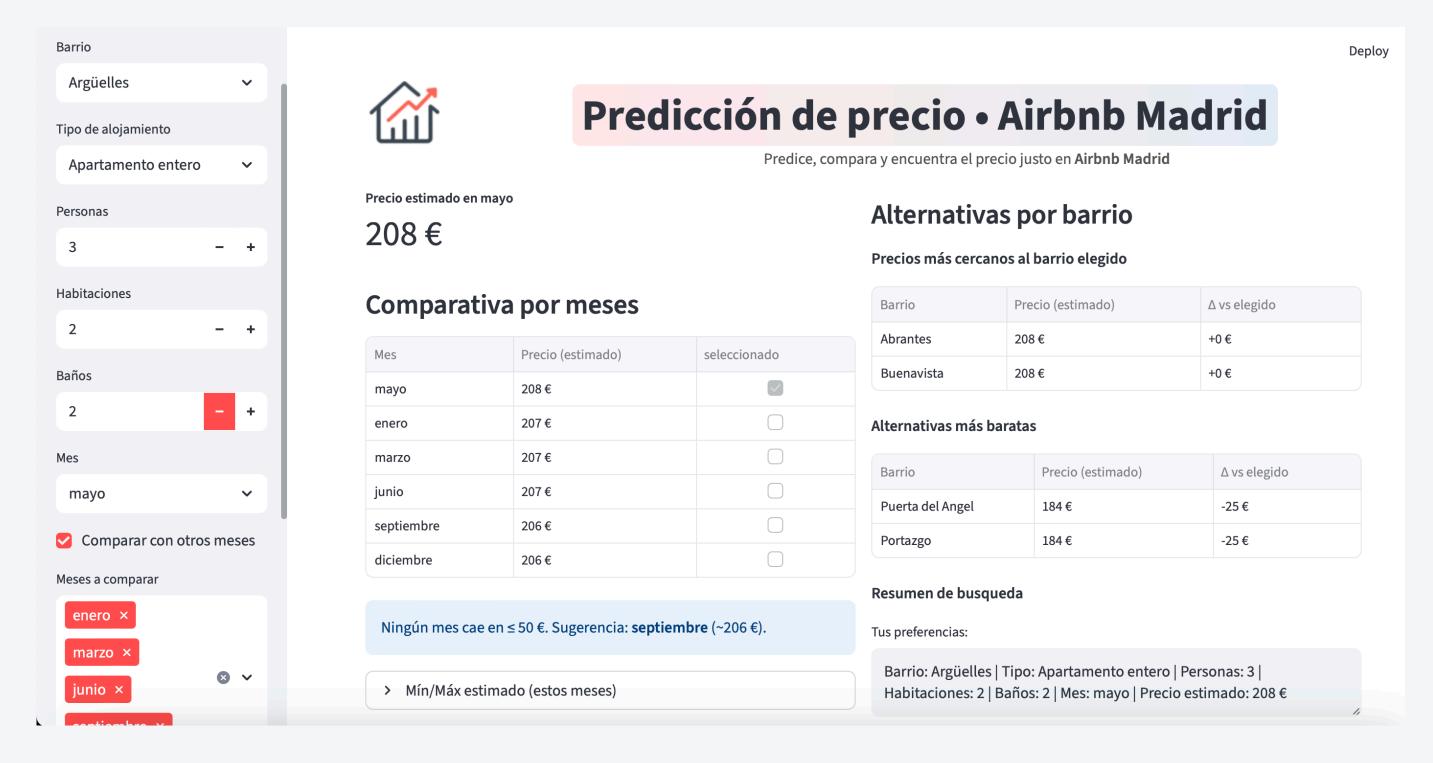
- Predicción por mes: precios ajustados a la estacionalidad
- Comparativa de barrios: identifica zonas más económicas o caras respecto al elegido
- Métricas finales:
 - Train: R² 0.895, MAE 11.9 €
 - o Test: R² 0.883, MAE 12.9 €

Interpretación

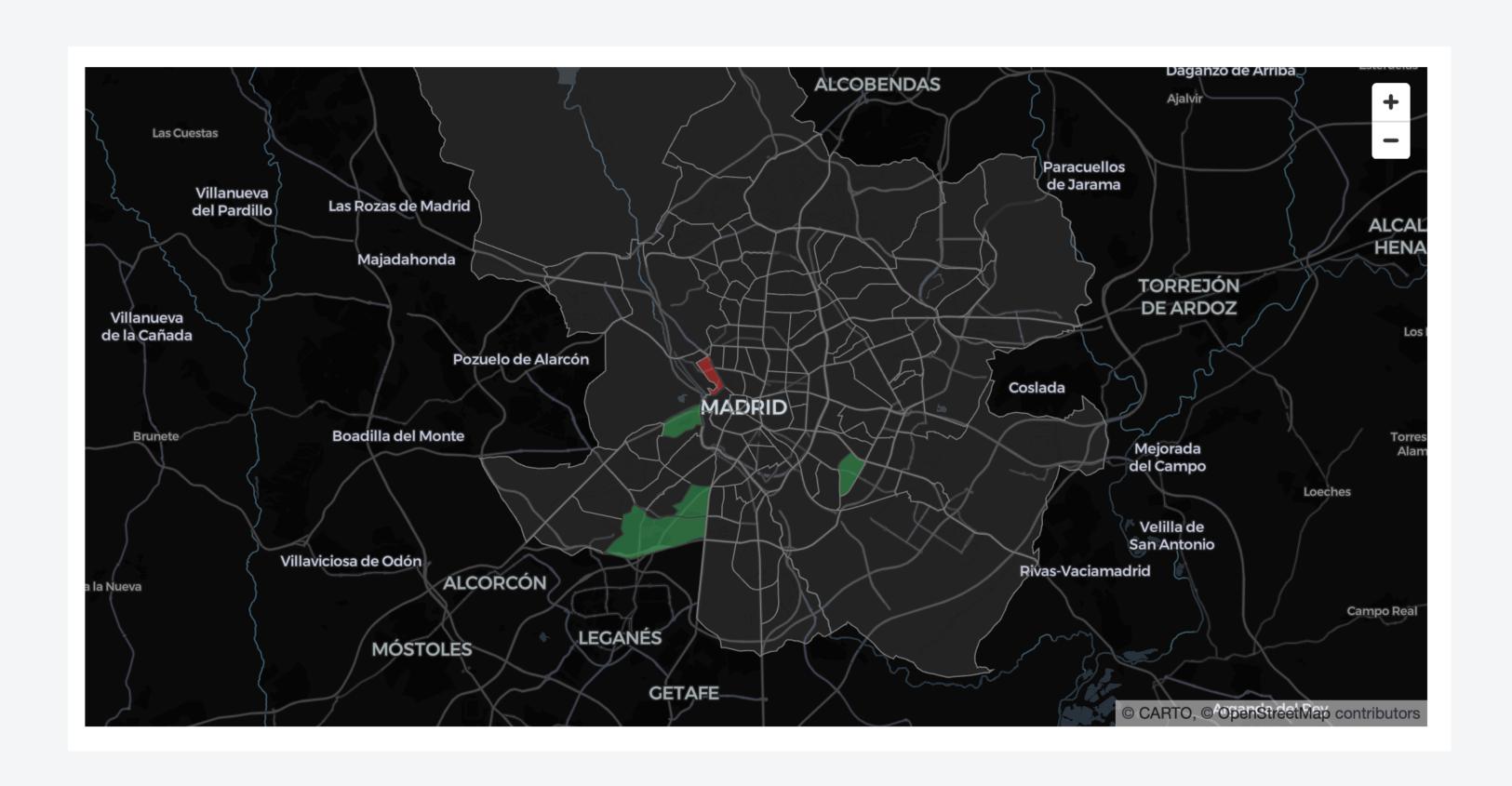
- MAE ≈ 13 € → predicciones muy precisas.
- $R^2 \approx 0.90 \rightarrow \text{explica el } 90\% \text{ de la variabilidad.}$
- Métricas train/test similares → sin sobreajuste, buen equilibrio.

VISUALIZACIÓN Y APLICACIÓN PRÁCTICA

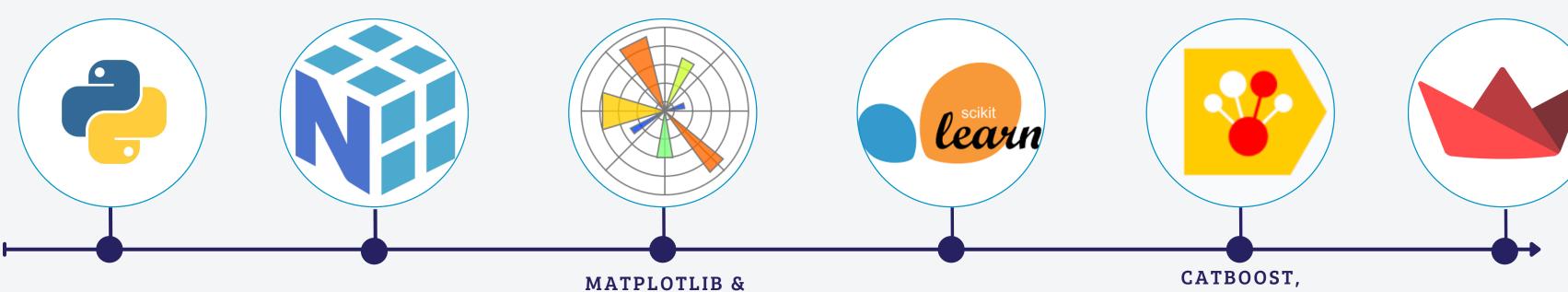
- Comparativa de precios por meses (estacionalidad).
- Alternativas de barrios más caros y más baratos.
- Mapa interactivo con predicciones por zona.



MAPA DE BARRIOS



TECNOLOGÍAS UTILIZADAS



PYTHON

Lenguaje principal de desarrollo.

PANDAS & NUMPY

Limpieza, unión y manipulación de datos.



SEABORN

Visualización de datos y análisis exploratorio.



SCIKIT-LEARN

Preprocesamiento, métricas y validación de modelos.

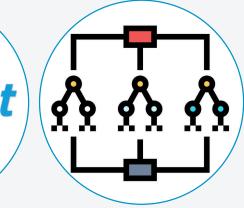
XGBOOST, **RANDOM FOREST**

Modelos de predicción y comparación.

STREAMLIT

Interfaz interactiva para mostrar resultados de forma práctica.





CONCLUSIONES

- 1 El modelo ofrece predicciones sólidas y útiles
- 2 Apoya decisiones de anfitriones, viajeros e inversores
- Es replicable en otras ciudades \rightarrow potencial de escalabilidad
- Proyecto con potencial de integrarse en soluciones comerciales (ej. PriceLabs, AirDNA)

FUTURAS MEJORAS

- 1 Integración con APIs de datos en tiempo real.
- Optimización de hiperparámetros con técnicas avanzadas.
- 3 Extender análisis a otros mercados turísticos.



CIERRE

"CONVERTIR DATOS EN DECISIONES INTELIGENTES PARA UN TURISMO MÁS COMPETITIVO"



MUCHAS GRACIAS