

Aplicación de Machine Learning para mejorar estrategias de pricing

POR ESTEFANY AMESTY

Problema de Negocio

Amazon necesita fijar precios reales coherentes y competitivos para sus productos. Actualmente, se observan inconsistencias en el precio base (sin descuento), lo que puede afectar la confianza del cliente y la estrategia comercial. Muchas veces los precios parecen inflados para mostrar descuentos llamativos.

Problema: No hay un sistema automatizado que permita estimar si el precio real publicado es correcto comparandolo con las características del producto.

Solución: Desarrollar un modelo de regresión que prediga el "precio real" estimado de un producto usando Machine Learning.

[Explorando la idea]

DATASET

El dataset contiene 1.465 productos con las siguientes columnas relevantes:

- discounted_price: precio con descuento
- actual_price: precio real (objetivo a predecir)
- discount_percentage: porcentaje de descuento
- rating: puntuación promedio del producto
- rating_count: número de valoraciones
- category: categoría jerárquica del producto (ej: "Electronics|TV")

FASE 1: MINI EDA

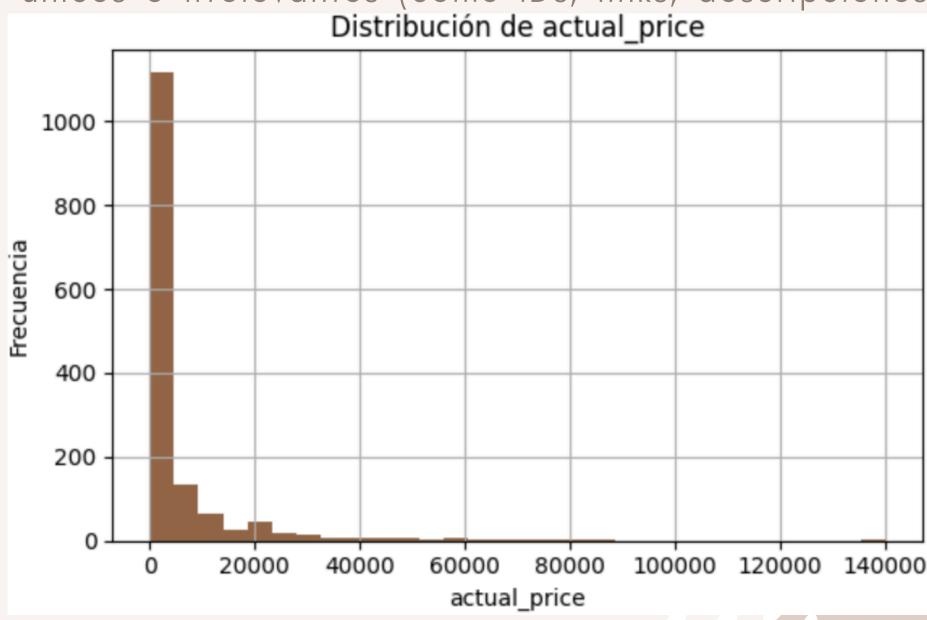
Se realizó un análisis exploratorio inicial para:

- Ver tipos de variables y valores nulos
- Convertir precios y ratings a formato numérico
- Explorar distribuciones (rating, precio, descuentos)

• Detectar columnas con muchos valores únicos o irrelevantes (como IDs, links, descripciones

largas)

Conclusión: actual_price es una variable continua ideal para regresión.



PREPARACION DE DATOS

SELECCIÓN DE COLUMNAS ÚTILES:

- Se eliminaron columnas de texto libre, IDs y URLs.
- Se conservaron: discounted_price,
 discount_percentage, rating, rating_count, category

IMPUTACIÓN DE VALORES NULOS:

- rating: rellenado con la media
- rating_count: rellenado con la mediana

CODIFICACIÓN DE VARIABLES CATEGÓRICAS:

- Se extrajo la categoría principal desde la columna category
 - Se aplicó One-Hot Encoding

DIVISIÓN DEL DATASET:

train: 80%

test: 20%

FASE 3: MODELADO

Se probaron tres modelos base:

Linear Regression RandomForest Regressor GradientBoosting Regressor

Se utilizó validación cruzada para comparar los modelos según su RMSE (raíz del error cuadrático medio).

Resultado:

Gradient Boosting fue el mejor (RMSE promedio: 2009.9)

FASE 4: OPTIMIZAÇIÓN DE HIPERPARAMETROS

Se usó GridSearchCV para ajustar:

N_ESTIMATORS: [100, 200, 300]

LEARNING_RATE: [0.01, 0.05, 0.1]

MAX_DEPTH: [3, 4, 5]

Mejor combinación encontrada:

({'learning_rate': 0.1, 'max_depth': 3, 'n_estimators': 300})

FASE 5: EVALUACIÓN DEL MODELO FINAL

Modelo: GradientBoostingRegressor entrenado con los mejores hiperparámetros.

Resultados en test:

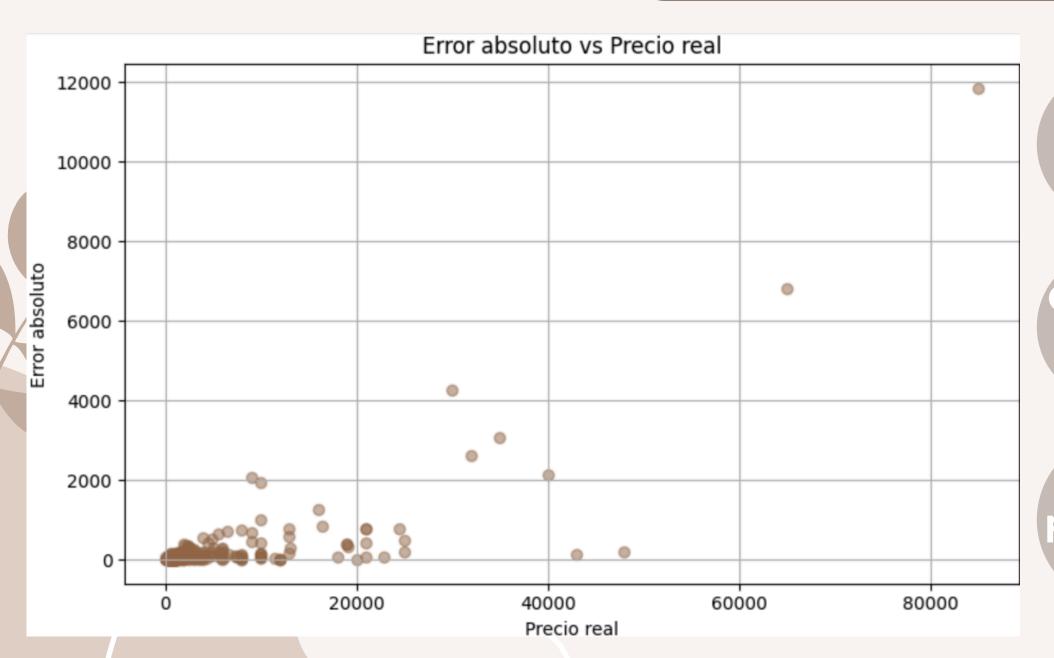
MAE: ₹234.49

RMSE: ₹918.79

 R^2 : 0.9899 \rightarrow El modelo explica el 99% de la variabilidad del precio real.

FASE 6: ANALISIS DE ERRORES

Se estudiaron los errores por:

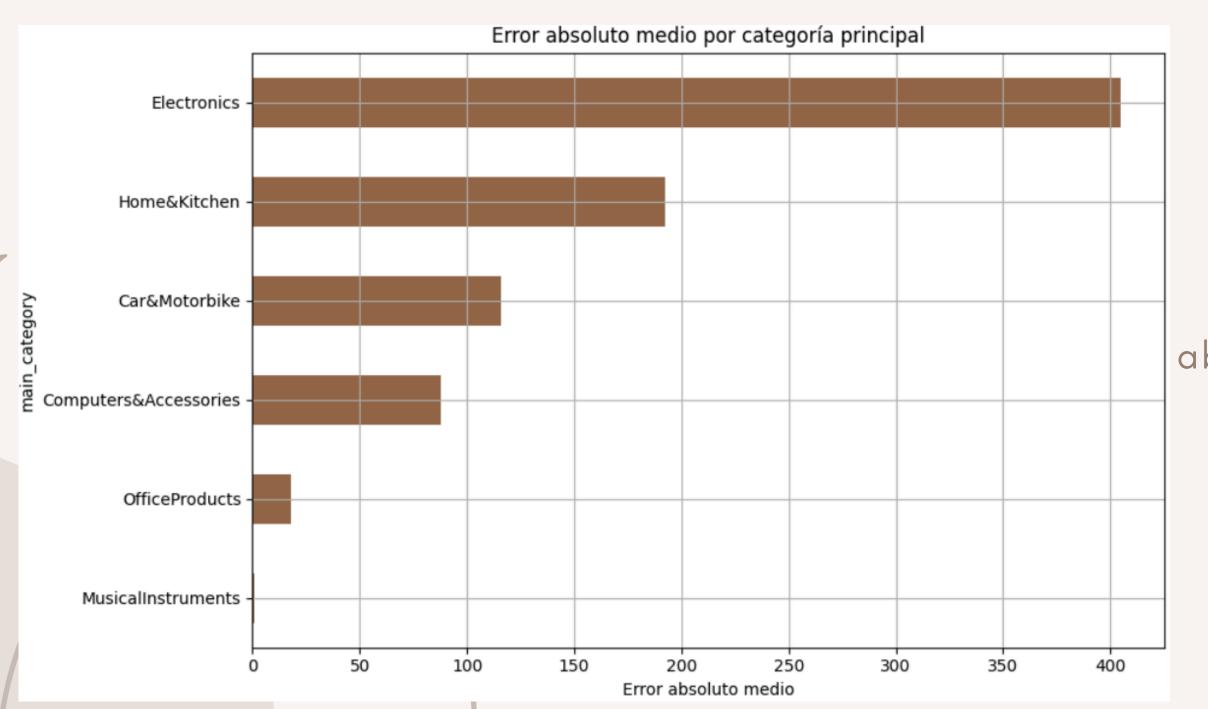


Precio real: el modelo comete errores más altos en productos muy caros

Categoría: algunas como "Electronics" tienen error absoluto alto pero bajo error relativo

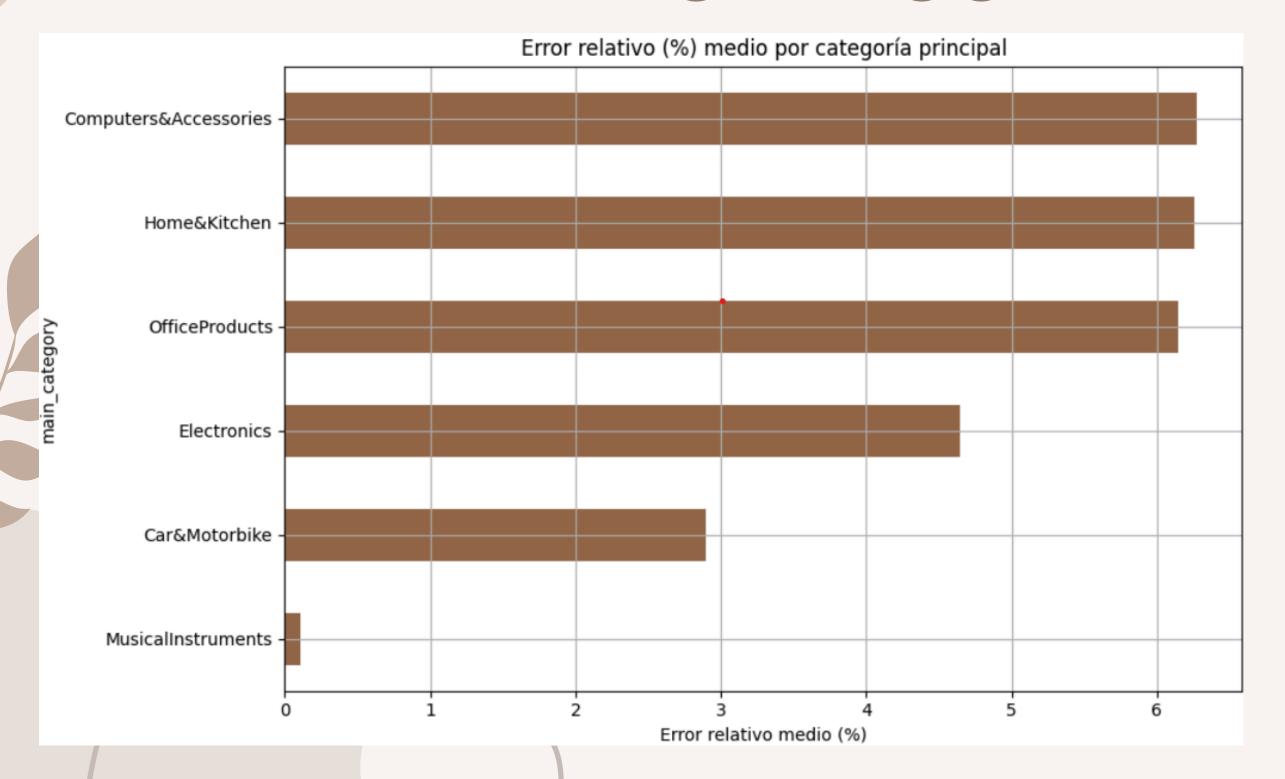
Error relativo por categoría: las más problemáticas fueron "MusicalInstruments" y "Homelmprovement"

ERROR ABSOLUTO POR CATEGORIA



Electronics, HomeTheater,
Computers tienen más error
absoluto porque son productos
caros

ERROR RELATIVO % POR CATEGORIA



MusicalInstruments y

HomeImprovement tienen
errores porcentuales altos
Esto indica que en productos
baratos, el modelo puede
sobre o subestimar más en
proporción



El modelo de regresión entrenado permite predecir con alta precisión el precio real de productos a partir de sus características. Esto podría integrarse en un sistema de soporte para fijación de precios, ayudando a evitar incoherencias, mejorar el margen comercial, y ofrecer descuentos más honestos y competitivos.

imuchas gracias!