

Tarea 01

Predicción de Demanda en Retail con Machine Learning

BLANCA AZUCENA ORDUÑA LÓPEZ
DANIEL MIRANDA BADILLO

Resumen del problema

Se presenta un caso de estudio para el análisis de datos de la compañía rusa ****1C Company**** que opera una cadena de tiendas en múltiples ciudades. La compañía tiene el reto de modernizar su proceso de inventarios para eficientar los costos operativos, de almacén y maximizar sus operaciones.

Los problemas están asociados a:

- **Sobrecostos por sobrestock:** genera costos de almacenamiento y dificulta la rotación de mercancía.
- **Escasez de producto (quiebre de stock):** cuando no se tiene stock son ventas perdidas, generando un impacto en las ganancias y en satisfacción del cliente.

Actualmente se utilizan métodos tradicionales como promedios móviles, que no cuentan con la suficiente capacidad para analizar correctamente el comportamiento del stock en las tiendas y su comportamiento a lo largo de los meses del año. Se busca mejorar la métrica del error de predicción RMSE DE 11 unidades a menos de 5 unidades para alcanzar el primer objetivo de margen operativo que consiste en mejorar la rotación del inventario de 6.2x a 9x anual.

Solución propuesta

Se evaluaron dos modelos de machine learning: **regresión lineal** y **random forest**. La variable objetivo es el **número de artículos por item por mes** que se deben tener en inventario para cubrir la demanda sin caer sobre stock con base en la información histórica. El detalle se analiza a **nivel producto-tienda**.

Los datos:

2,935,849
Transacciones

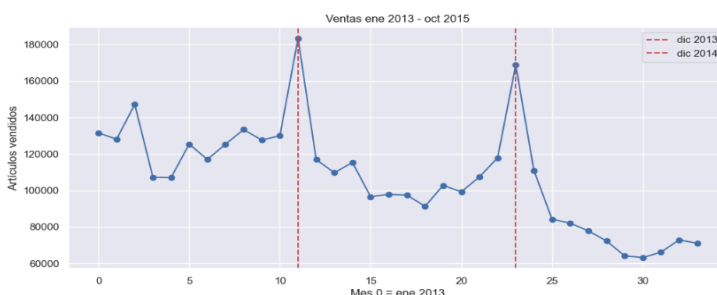
22,170
Productos diferentes

84
Categorías

34
meses

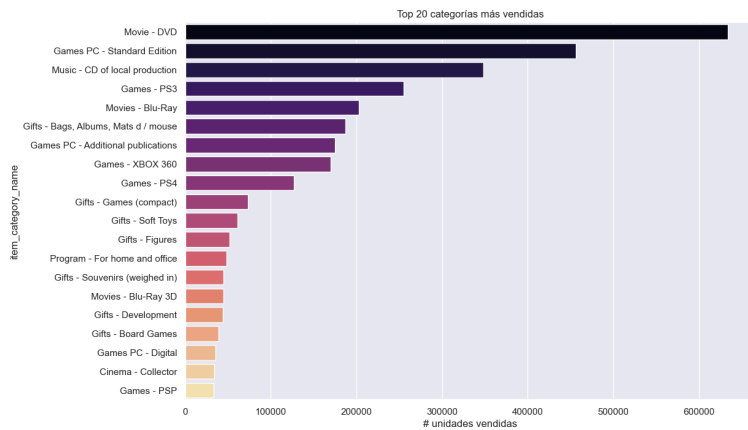
1,034
días

Análisis exploratorio: hallazgos relevantes

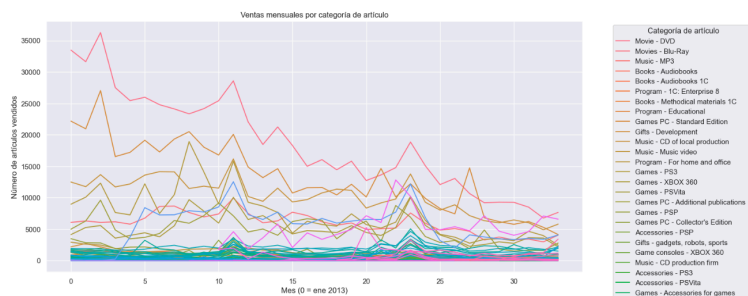


Vemos una tendencia estacional, con decremento de ventas los últimos 3 años.

Hay un pico de ventas muy marcado en diciembre



El comportamiento de las categorías top ha cambiado a lo largo de los años.



Por ejemplo, los DVD y blue-ray han disminuido, probablemente por la transición a plataformas digitales.



Identificamos 15 tiendas sin ventas en los últimos 2 meses. Debemos verificar si son tiendas que han cerrado.

Además en el **85% de las combinaciones tienda-producto no presentan ventas en un mes dado**, es decir, existe una demanda intermitente que pueden estar causando sobrestock.

Limpieza y outliers:

- Para evitar predicciones erróneas o extremas se excluyeron datos con cantidades de venta mayores a 1,000 unidades por día y precios por ítem mayores a 100,000

Datos interesantes:

- Transacciones por gastos de envío (EMS).** (Es la transacción más alta y no influye en el stock, solo genera ruido)
- Transacciones de categorías** [Pagos en línea, pago de tarjetas, suscripciones, costos de envío, tickets de conciertos]. (No influyen en la cantidad de stock, generan ruido)
- Compra de artículos digitales desde Tienda en Línea.** (Los videojuegos digitales, licencias de software digitales, o libros digitales. No forman parte de un stock físico)

Evaluación detallada del modelo

RMSE objetivo : menos de **5 unidades**

| Modelo | RMSE | Observaciones |
|------------------|---------------|---|
| Actual | 11 | Deficiente para grandes volúmenes de información y variaciones. |
| Regresión lineal | 0.9824 | Deficiente para capturar estacionalidad. |
| Random Forest | 0.9743 | Captura patrones complejos y estacionalidad. |

Con la implementación de un modelo de **Random Forest** el error se reduce en promedio a **1 unidad por producto al mes.**

Fortalezas del modelo

- Precisión, se logra un error promedio menor a 1 en ítem por mes.
- Efectivo para capturar comportamientos no lineales como la estacionalidad mensual y el comportamiento por tienda.
- Muy bueno para productos de rotación estable y tiendas con ventas consistentes.

Debilidades y limitaciones

- Depende de los datos históricos, si hay datos faltantes o erróneos, la calidad de las predicciones baja.
- Al introducir nuevos productos, las predicciones no serán las mejores pues solo considera el comportamiento de la categoría.
- El modelo no tiene visibilidad para predecir picos de demanda atípicos, como los que generan las promociones.
- No es recomendable utilizar el modelo para la apertura de nuevas tiendas, porque depende de las ventas históricas.

Recomendaciones y accionables

- Verificar las condiciones de las 15 tiendas sin ventas, para evitar el envío de stock innecesario.
- Implementación de un proceso híbrido para el cálculo de inventarios, con enfoque de la fuerza **manual** de trabajo en:
 - Cálculo de stock para nuevos productos.
 - Cálculo de inventario para la apertura de nuevas tiendas usando tiendas espejo.
 - Mapeo de causa-raíz de productos con demanda intermitente por tienda.

Predict Future Sales


Late Submission ...

Overview Data Code Models Discussion **Leaderboard** Rules Team Submissions

Leaderboard

Raw Data Refresh

YOUR RECENT SUBMISSION

 submission

23 ene 2026, 19:20:32 GMT-6 · 2s Execution Duration

Submitted by Azucena Orduña · Submitted 11 minutes ago

Score: 1.02184
Private score: 1.02444

Jump to your leaderboard position

Search leaderboard

Public Private

This leaderboard is calculated with approximately 35% of the test data. The final results will be based on the other 65%, so the final standings may be different.