

Sistema de Pronóstico de Demanda Diaria

Desafío M5 Forecasting (Walmart)

Análisis, Modelamiento y Validación

Diego Melián Carlos Crisosto Mauricio Pizarro
Camilo Mesías Nolberto Rivera

Universidad Técnica Federico Santa María
Proyectos Estadísticos

30 de noviembre de 2025

Agenda

- 1 Definición del Problema
- 2 Exploración de Datos (EDA)
- 3 Metodología y Preprocesamiento
- 4 Modelamiento y Resultados
- 5 Interpretabilidad
- 6 Conclusiones y Cierre

1. Contexto y Definición del Problema

Objetivo del Proyecto

Desarrollar un sistema de pronóstico para estimar las ventas diarias unitarias de productos de Walmart por tienda y estado para un horizonte de 28 días.

- **Relevancia:** La optimización de inventario reduce costos logísticos (stock-outs vs. sobre-stock).
- **Alcance (M5 Dataset):**
 - 30,490 series temporales jerárquicas.
 - 3 Estados (CA, TX, WI) y 10 Tiendas.
 - Categorías: Hobbies, Household, Foods.
- **Desafío Técnico:** Series con alta intermitencia (muchos ceros) y alta volatilidad.

2. Exploración de Datos: Fuentes

Se integraron tres fuentes de información principales:

- ① **Sales Train/Validation:** Histórico de ventas diarias (d_1 a d_1913).
- ② **Calendar:** Eventos, feriados, días de la semana y marcadores SNAP (beneficios sociales).
- ③ **Sell Prices:** Precios de venta semanales por tienda e ítem.

Hallazgo en Calidad de Datos

Se detectó un 68 % de esparsidad (ceros) en promedio.

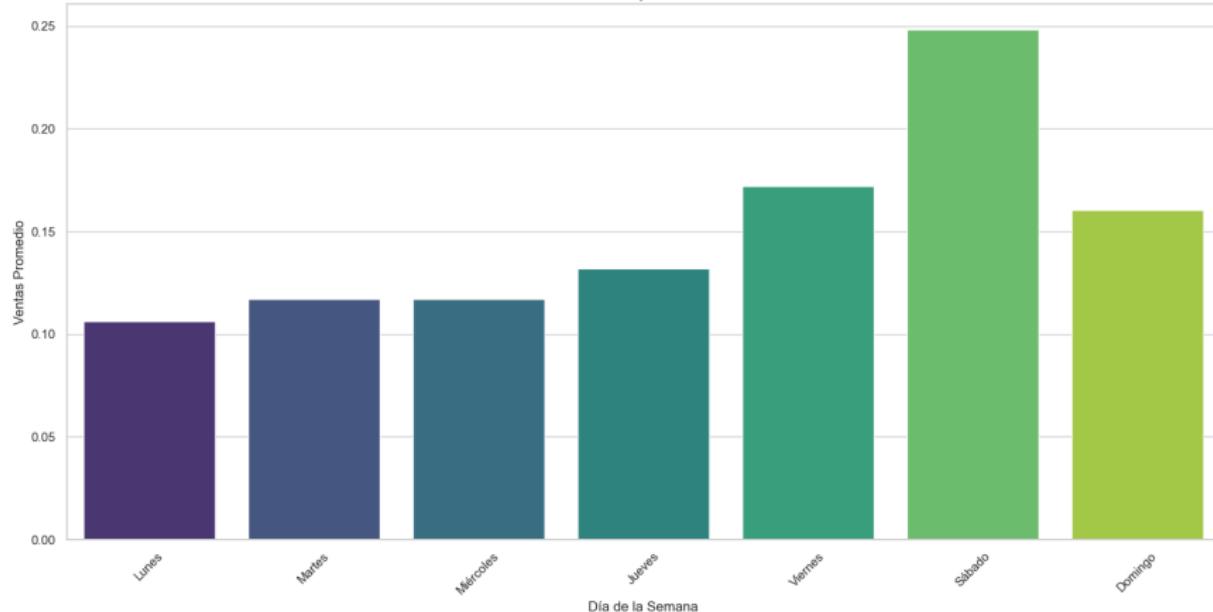
- **Hobbies:** Categoría más intermitente (77 % ceros).
- **Foods:** Categoría más estable (62 % ceros).

2.1 Visualización: Patrón Semanal

Comportamiento por Día:

- **Peak de ventas:** Viernes y Sábado.
- **Baja demanda:** Inicio de semana.

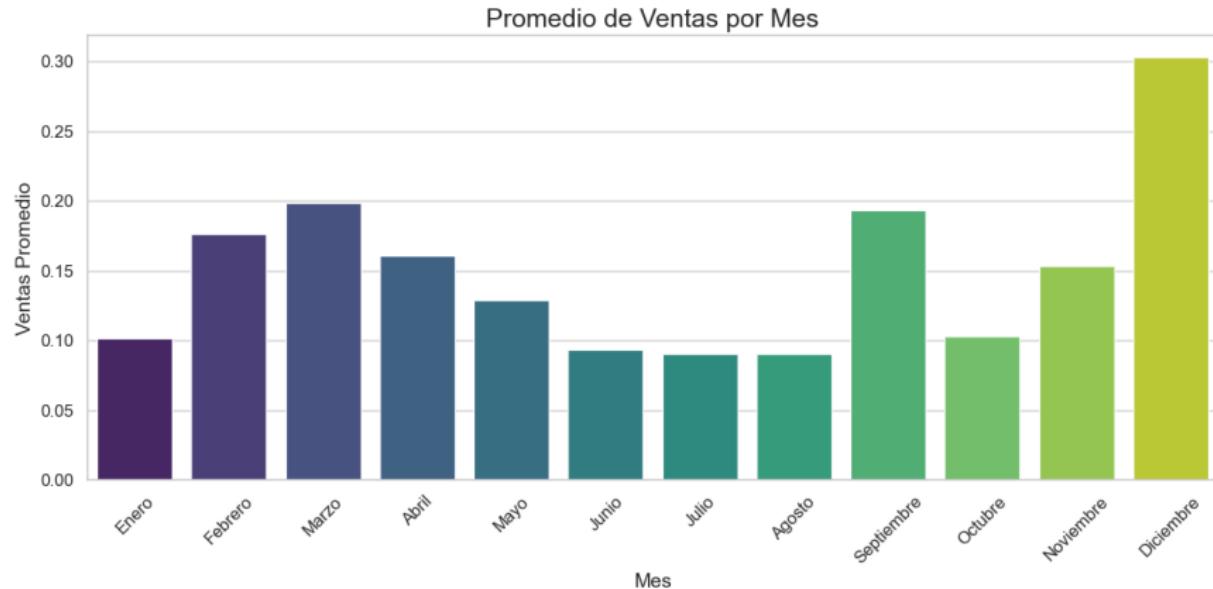
Promedio de Ventas por Día de la Semana



2.2 Visualización: Patrón Mensual

Comportamiento por Mes:

- **Alta demanda:** Diciembre (efecto Navidad/Fin de año).
- **Tendencia:** Creciente observada desde 2014.



3. Ingeniería de Características (Feature Engineering)

Para transformar las series temporales en un problema de aprendizaje supervisado, se generaron las siguientes variables:

Transformaciones

- **Formato Largo (Melt):** Optimización de memoria usando tipos int16 y float16.
- **Lags (Retardos):** Se generó lag_28 (ventas de hace 4 semanas) para respetar el horizonte de predicción.
- **Rolling Windows:** Promedios móviles de 7 y 28 días sobre el lag.
- **Calendario:** Día de la semana, mes, año, y eventos SNAP unificados.
- **Precios:** Inclusión del precio de venta semanal.
- **Encoding:** Label Encoding para variables categóricas (Item, Store, Dept).

4. Estrategia de Validación

Se utilizó una validación cruzada tipo **Walk-Forward** (ventana deslizante) para respetar la causalidad temporal.

- **Horizonte:** 28 días por split.
- **Splits:** 3 validaciones consecutivas (últimos 3 meses del dataset).
- **Métricas de Evaluación:**
 - **RMSE:** Error cuadrático medio (sensible a outliers).
 - **MAE:** Error absoluto medio (interpretabilidad).
 - **RMSSE:** Métrica oficial de M5 (Error escalado, robusto a diferentes escalas de venta).

5. Modelos Evaluados

Se implementó un enfoque comparativo con diferentes familias de modelos:

① Baselines (Línea Base):

- *Naive*: Repite el último valor.
- *Seasonal Naive (SNaive)*: Repite el valor de hace 7 días.

② Modelos Lineales:

- *Regresión Lineal*: Utilizando lags y features de calendario.

③ Machine Learning (Gradient Boosting):

- *LightGBM*: Modelo basado en árboles, optimizado para velocidad y manejo de grandes volúmenes de datos.

④ Series de Tiempo (Agregadas):

- *SARIMA y Prophet*: Evaluados sobre la venta total diaria para capturar tendencia global.

6. Comparación de Modelos – RMSE en Validación Walk-Forward

Modelo	Split 1 (RMSE)	Split 2 (RMSE)	Split 3 (RMSE)
Naive (Baseline)	3.13	3.14	3.30
SNaive (Estacional)	3.67	3.63	3.60
Regresión Lineal	2.45	2.35	2.24
LightGBM	2.78	2.20	2.13

Cuadro 1: Comparación de desempeño (RMSE) en los 3 splits de validación.

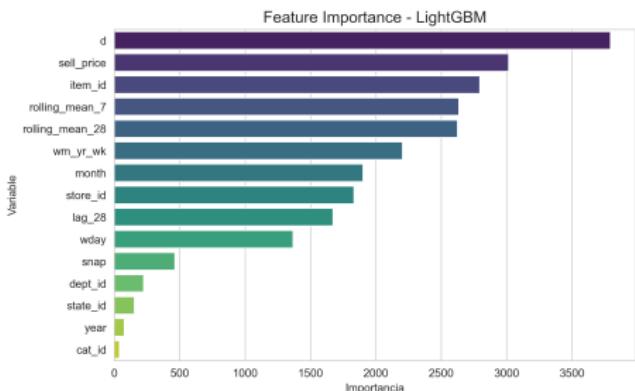
Análisis

- **LightGBM** superó consistentemente a los baselines y a la regresión lineal en los últimos splits.
- La regresión lineal mostró un desempeño sorprendentemente robusto, indicando que la tendencia y los lags son predictores fuertes.
- SNaive tuvo el peor desempeño, sugiriendo que la demanda no es puramente cíclica semanal.

7. Interpretabilidad del Modelo (LightGBM)

Importancia de Variables:

- ① **d**: Indicador temporal más influyente.
- ② **Sell Price**: Fuerte relación con el nivel de ventas.
- ③ **Item ID**: Comportamiento propio del producto.
- ④ **Rolling Mean (7, 28)**: Señal de tendencia reciente.
- ⑤ **Calendario**: Efectos de días de la semana y meses.



Insight Accionable: Las estrategias de precios y la gestión de inventario basada en la media móvil reciente son críticas.

8. Conclusión Ejecutiva

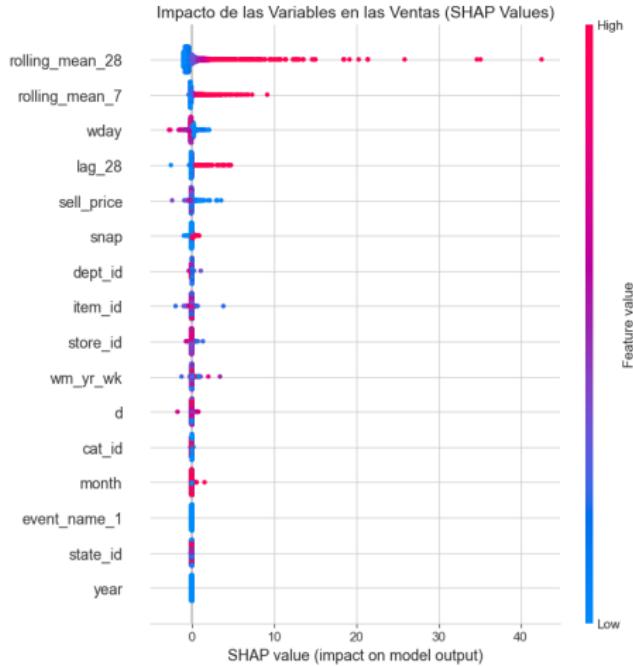
Modelo Recomendado: LightGBM

Se selecciona LightGBM por ofrecer el mejor equilibrio entre precisión y eficiencia computacional.

Hallazgos Clave:

- **Valor Práctico:** El modelo logra una reducción del error cercana al **30 %** respecto al baseline Naive.
- **Comportamiento por Segmento:** El error es considerablemente menor en la "Long Tail" (productos de venta esporádica, MAE 0.70) en comparación con los *Top Sellers* (MAE 2.54). Esto es ideal para una empresa grande como Walmart, donde la mayoría del catálogo son productos de baja rotación.

8.1 Drivers de Venta (Interpretabilidad)



Los valores SHAP indican que el precio y la inercia reciente (*rolling mean*) son los predictores más fuertes.

8.1 Conclusión Ejecutiva

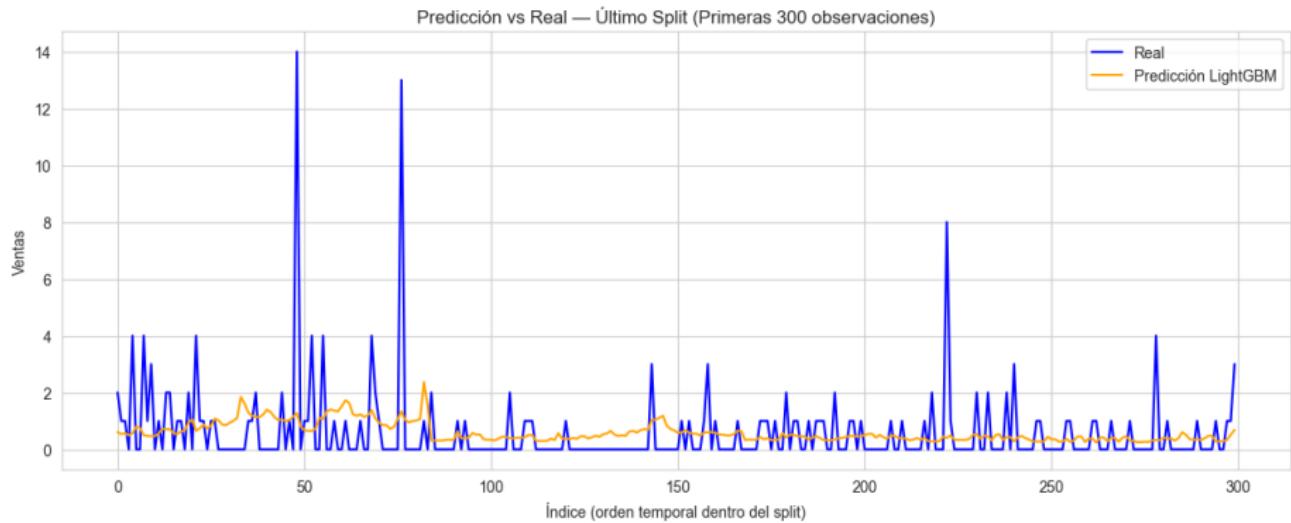


Figura 1: Relación entre valores predichos y reales en el último split de validación.

8.2 Auditoría de Desempeño por Subgrupos

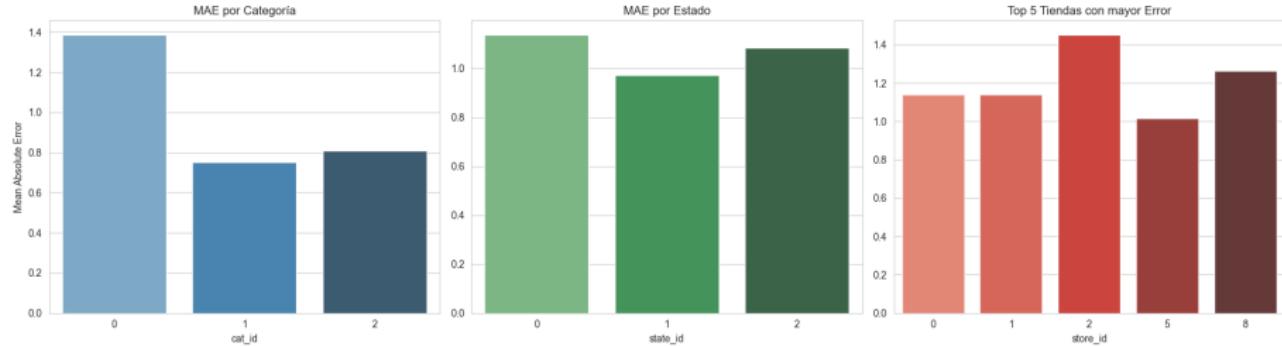
Objetivo del Análisis

Para garantizar la robustez operativa, se desglozó el error (MAE) en tres dimensiones clave: Categoría, Estado y Tienda.

Principales Observaciones:

- **Por Categoría:** Generalmente, las categorías de *Foods* presentan mayores errores , mientras que *Hobbies* es más difícil de predecir en términos relativos por su intermitencia.
- **Por Geografía (Estado):** Este análisis permite detectar si factores locales afectan la calidad de la predicción.
- **Foco en Tiendas Críticas:** Identificar el "Top 5" de tiendas con mayor error permite dirigir esfuerzos de re-entrenamiento específico para esos locales en particular.

8.3 Detalle Visual: Errores por Segmento



Desglose del Error Absoluto Medio (MAE) a través de las jerarquías del negocio.

9. Limitaciones y Riesgos

- **Limitación de Memoria:** Debido al gran volumen (30k series x 1900 días), se debió trabajar con muestras y tipos de datos optimizados, lo que podría ocultar patrones en series muy específicas.
- **Datos Externos:** No se incluyeron datos de clima o promociones de la competencia, que podrían explicar varianza residual.
- **Horizonte Fijo:** El modelo pierde precisión más allá de los 28 días si no se actualizan los lags (requiere re-entrenamiento o enfoque recursivo).

10. Próximos Pasos / Llamada a la Acción

- ① **Implementación Recursiva:** Configurar el pipeline para predecir día a día actualizando los lags dinámicamente para un entorno de producción real.
- ② **Deep Learning:** Explorar modelos como *DeepAR* o *Temporal Fusion Transformers* para capturar dependencias globales complejas, evaluando si la mejora justifica el costo computacional.
- ③ **Ensamble:** Combinar las predicciones de LightGBM con Prophet para robustecer la captura de tendencias a largo plazo y estacionalidades anuales.

¡Gracias por su atención!

Universidad Técnica Federico Santa María
Proyectos Estadísticos