

## Pronóstico de Ventas para Productos Estrella

### 1. Introducción

En colaboración con una compañía de comestibles, nuestro objetivo fue desarrollar modelos de pronóstico para predecir el comportamiento mensual de ventas de dos de sus productos más importantes: **Producto 1** y **Producto 2**. Estos modelos permiten a la empresa anticipar las ventas del siguiente mes para optimizar su planificación y producción.

La base de datos utilizada contiene las ventas mensuales de ambos productos desde **enero de 2008**, lo que permitió realizar un análisis completo de la evolución de las ventas y construir modelos predictivos adecuados para cada serie temporal.

### 2. Metodología

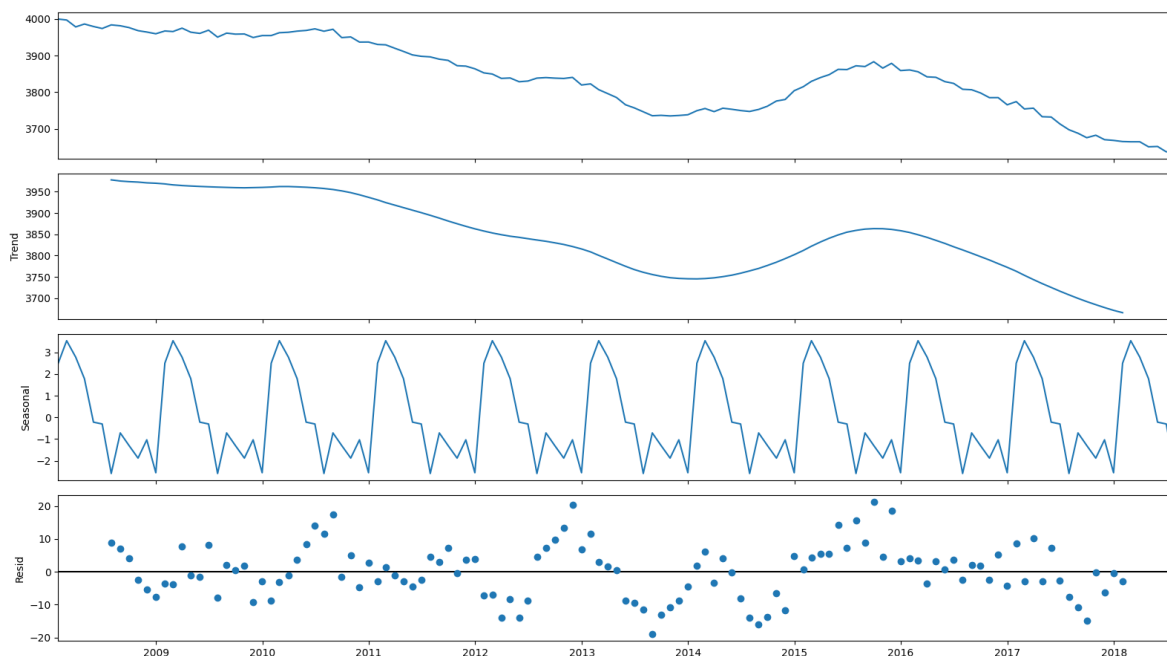
#### 2.1. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

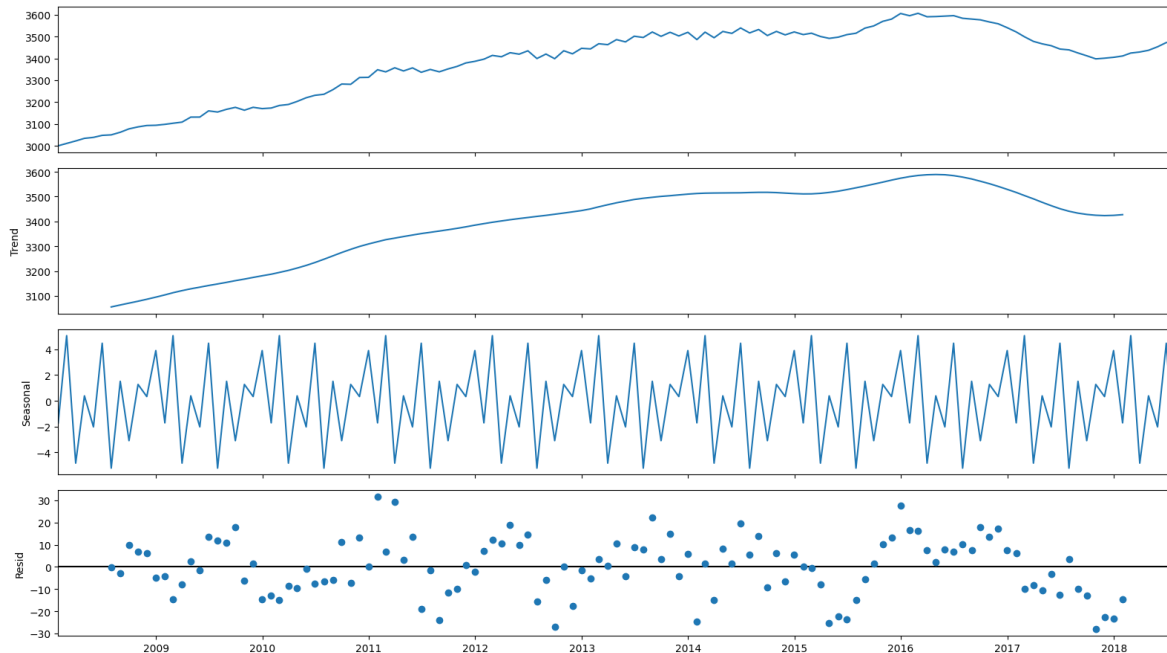
Realizamos un análisis preliminar para entender el comportamiento de ambas series temporales, identificando patrones como **tendencia** y **estacionalidad**. La descomposición de las series reveló lo siguiente:

- **Producto 1** mostró una tendencia decreciente con una estacionalidad marcada.
- **Producto 2** presentó una tendencia creciente con fluctuaciones estacionales claras.

#### Gráfico 1: Descomposición de la serie temporal del Producto 1

*Se puede ver la tendencia, estacionalidad y residuos para el Producto 1.*



**Gráfico 2: Descomposición de la serie temporal del Producto 2***Tendencia y estacionalidad del Producto 2.***2.2. Modelos Evaluados**

Se probaron varios modelos de series de tiempo para ajustar los datos de ventas:

- **Promedio Móvil:** Para capturar las ventas recientes de manera suavizada.
- **Suavización Exponencial (Holt-Winters):** Para capturar tanto la tendencia como la estacionalidad de las series.
- **Regresión Polinomial:** Ajustada con dummies estacionales para capturar patrones de variación estacional
- **ARIMA:** Modelo autoregresivo integrado de media móvil, utilizado para capturar la dependencia temporal en las series.

**3. Optimización de Modelos**

Para mejorar el rendimiento de los modelos, utilizamos la **optimización bayesiana** para ajustar los parámetros de los modelos ARIMA y Promedio Móvil.

**3.1. Optimización Bayesiana de ARIMA**

El proceso de optimización permitió obtener los mejores parámetros para ARIMA y Promedio Móvil, garantizando así que los modelos minimicen los errores de predicción. Los parámetros ajustados fueron los siguientes:

- **Producto 1:** El modelo ARIMA ( $p=2$ ,  $d=1$ ,  $q=0$ ) fue seleccionado como el mejor modelo basado en su bajo RMSE y AIC.
- **Producto 2:** El modelo de Promedio Móvil con una ventana de 2 fue el más adecuado.

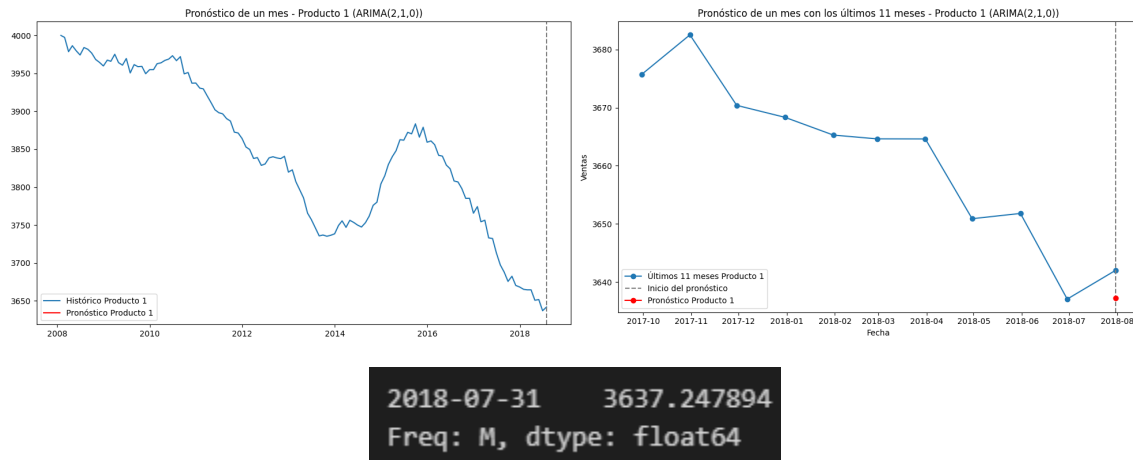
## 4. Resultados

### 4.1. Modelo para Producto 1

El **modelo ARIMA (2,1,0)** fue el mejor para el Producto 1, con un ajuste preciso y sin autocorrelación significativa en los residuos, como se mostró en la prueba de **Ljung-Box**.

**Gráfico 3: Pronóstico y ajuste del modelo ARIMA para Producto 1**

*Ajuste del modelo ARIMA y pronóstico para el próximo mes.*

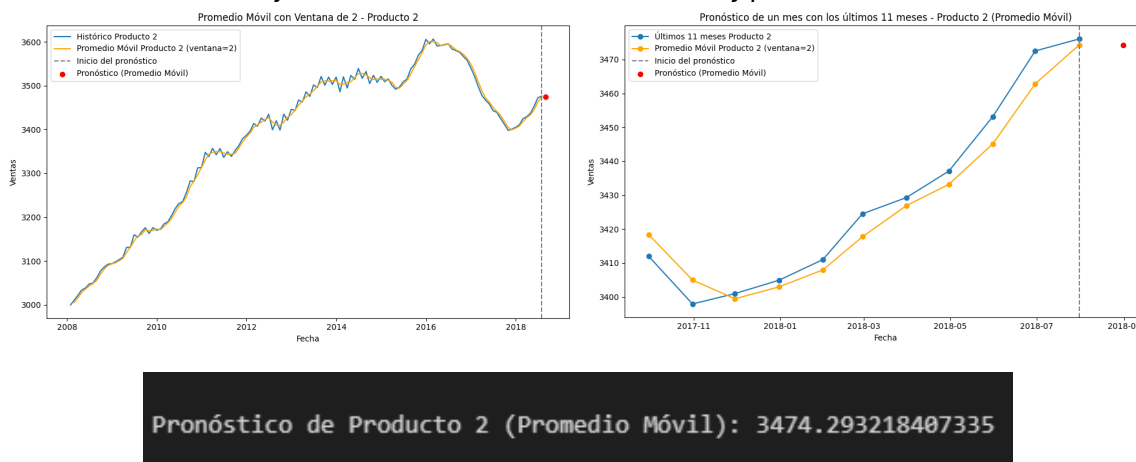


### 4.2. Modelo para Producto 2

Para el Producto 2, el modelo de **Promedio Móvil** resultó ser el más adecuado. Aunque los residuos no seguían una distribución normal, el modelo fue capaz de capturar correctamente las tendencias generales de ventas.

**Gráfico 4: Pronóstico y ajuste del modelo de Promedio Móvil para Producto 2**

*Ajuste del modelo de Promedio Móvil y pronóstico.*



**Gráfico 5: Valores de RMSE para Producto 1 y Producto 2**

*Valores de RMSE para cada uno de los productos.*

```
Serie: producto1
Promedio Móvil: RMSE = 9.636092923923371
ETS: RMSE = 9.71960306462128
Regresión Polinomial: RMSE = 9.80407073687296
ARIMA: RMSE = 6.457048242489758

Serie: producto2
Promedio Móvil: RMSE = 13.656940225054118
ETS: RMSE = 14.825093219079363
Regresión Polinomial: RMSE = 14.723103868697253
ARIMA: RMSE = 1000000000.0
```

---

**5. Conclusiones**

- El **modelo ARIMA** para el Producto 1 capturó correctamente la dependencia temporal sin autocorrelación en los residuos. El modelo genera pronósticos fiables a corto plazo.
- El **modelo de Promedio Móvil** para el Producto 2 se ajusta bien a las ventas recientes, proporcionando un pronóstico sólido, aunque los residuos muestran algunas desviaciones de la normalidad.
- Ambos modelos permiten a la empresa realizar pronósticos para planificar la producción de manera más eficiente.

---

**6. Recomendaciones**

- **Actualización continua:** Se recomienda actualizar los modelos periódicamente con nuevos datos para mantener la precisión de los pronósticos.
- **Variables adicionales:** Incluir factores externos, como promociones o precios, podría mejorar la precisión de los modelos en el futuro.

---

**Próximos pasos:**

1. Implementar los pronósticos en las decisiones de planificación y producción.
2. Continuar el monitoreo y ajuste de los modelos a medida que se dispongan de nuevos datos.

---

**Observaciones:**

1. Los dos productos fueron desestacionalizados y también fueron modelados en caso de necesitarse un análisis de ellos desde esa perspectiva.
  2. En el planteamiento del proyecto se adicionó también otra alternativa al producto 2, aunque está en el desarrollo no se menciona porque no obtuvo mejores resultados, aún se sigue en análisis de este.
-