

**Universidad Tecnológica de Panamá**

Maestría en Analítica de Datos

**Curso:**

Métodos Predictivos

**Proyecto Final**

*Análisis Predictivo del Comportamiento de Solicitudes de Producción para Supermercado Especial: Identificación de Variaciones y Proyección de Demanda 2025.*

**Profesor:**

Juan Marcos Castillo, PhD

**Estudiante:**

Yanacell Carrera, 8-829-2466

2025

 Introducción

En la industria de la producción y distribución de productos para supermercados, la gestión eficiente de la demanda es esencial para mantener la competitividad y satisfacer las necesidades de los clientes de manera oportuna. En este contexto, Supermercado Especial, uno de los clientes más estratégicos para nuestra empresa, ha mostrado variaciones significativas en sus solicitudes de producción a lo largo del tiempo. Estas fluctuaciones, influenciadas por diversos factores como cambios en las estrategias comerciales, comportamientos de compra y factores externos, han generado la necesidad de un análisis predictivo para optimizar la planificación de la producción y la gestión de recursos.

La presente investigación tiene como objetivo principal realizar un *Análisis Predictivo del Comportamiento de Solicitudes de Producción* para Supermercado Especial durante el periodo comprendido entre 2022 y marzo de 2025. A través de la identificación de patrones de variación en las solicitudes de producción y la proyección de la demanda futura para 2025, se busca generar un pronóstico preciso que permita una mejor planificación y ajuste de la capacidad de producción, así como la compra de insumos. Este análisis no solo contribuirá a mejorar la eficiencia operativa, sino que también permitirá a la empresa satisfacer las demandas de su cliente clave sin comprometer la producción de otros consumidores.

El enfoque de esta investigación se basa en el uso de modelos predictivos avanzados y técnicas estadísticas, tales como análisis de regresión y modelos ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), que son capaces de identificar tanto tendencias a largo plazo como variaciones cíclicas o estacionales. De esta manera, se optimizarán los procesos de producción, se reducirán los cuellos de botella y se mejorará la eficiencia en la cadena de suministro, lo que, a su vez, garantizará un servicio de calidad a Supermercado Especial.

Además, el análisis tiene en cuenta la importancia estratégica de este cliente, cuya prioridad en la planta puede generar presiones sobre los recursos disponibles. Por ello, se considera crucial evaluar cómo las fluctuaciones en la demanda de este cliente afectan la distribución de recursos y se propone una estrategia para cumplir con sus necesidades sin impactar las demás operaciones de producción.

Justificación

La justificación de esta investigación radica en la necesidad de optimizar los procesos de producción y gestión de inventarios para un cliente estratégico, Supermercado Especial, cuya demanda presenta fluctuaciones notables a lo largo del tiempo. Estas variaciones pueden tener un impacto significativo en la planificación y operación de la planta productiva, especialmente considerando la prioridad que este cliente tiene sobre otros en términos de suministro. Dado que Supermercado Especial es un cliente exclusivo, sus solicitudes de producción tienen un efecto directo sobre la distribución de recursos y capacidades de la planta, lo que hace imprescindible prever y ajustar la producción de manera eficiente.

El análisis predictivo propuesto busca identificar las causas subyacentes de las variaciones en las solicitudes de producción, lo que permitirá no solo pronosticar con precisión la demanda futura, sino también anticipar posibles cuellos de botella en la cadena de suministro y optimizar la utilización de recursos. Utilizando modelos estadísticos avanzados y técnicas de machine learning, como los modelos ARIMA y análisis de regresión, se podrá construir un modelo predictivo robusto que permita proyectar la demanda para los próximos meses de 2025. Esto no solo facilitará una planificación más eficiente de la producción, sino también una gestión proactiva de los insumos y los niveles de inventario, reduciendo el riesgo de desabastecimiento y mejorando la capacidad de respuesta ante cambios imprevistos en la demanda.

Además, la implementación de este análisis se alinea con la estrategia de mejorar la competitividad de la empresa, asegurando que la planta pueda cumplir con las necesidades de Supermercado Especial sin comprometer la producción para otros clientes. La capacidad de predecir la demanda con mayor precisión permitirá una distribución más equitativa de los recursos, reduciendo el riesgo de sobrecargar la planta y mejorando la eficiencia operativa en general. De esta manera, la investigación no solo tiene un impacto en la mejora del servicio al cliente, sino también en la optimización global de la producción y la gestión de la cadena de suministro.

En resumen, la justificación de este análisis predictivo es clara: mediante la identificación y anticipación de patrones de demanda, se logrará una mayor eficiencia en la producción, mejor planificación de los recursos y una respuesta más rápida a las necesidades cambiantes de Supermercado Especial, lo cual es fundamental para mantener una relación comercial sólida y sostenible a largo plazo.

**Antecedentes**

El análisis predictivo en la gestión de la producción y la demanda es una práctica ampliamente utilizada en la industria para optimizar la planificación y los recursos. A lo largo de los años, diversas empresas han adoptado modelos estadísticos y técnicas de machine learning para prever la demanda y ajustarse a las fluctuaciones del mercado, mejorando la eficiencia en la cadena de suministro y minimizando los costos asociados a la sobreproducción o escasez de inventarios.

En el sector de los supermercados, las fluctuaciones en la demanda pueden ser particularmente complejas, ya que están influenciadas por factores cíclicos, estacionales y comportamentales. Según estudios previos, como el de Zhang et al. (2018) sobre la previsión de la demanda en la industria minorista, las técnicas de series temporales, como los modelos ARIMA y las redes neuronales, han demostrado ser efectivas para predecir la demanda de productos a corto y medio plazo, permitiendo una mejor gestión de inventarios y una reducción en los costos operacionales. Estos modelos también han sido aplicados exitosamente en la industria alimentaria y en supermercados para anticipar variaciones en la demanda durante diferentes estaciones o eventos especiales, lo que resulta crucial para planificar la producción y los suministros.

Por ejemplo, el trabajo de Kumar y Singh (2020) sobre la predicción de la demanda en la industria de alimentos señala que el uso de modelos de regresión y series temporales mejora considerablemente la precisión de los pronósticos de demanda y optimiza la distribución de recursos en las plantas de producción. Esta investigación también resalta la importancia de integrar datos históricos de ventas y factores externos, como promociones, cambios en precios o incluso el clima, para mejorar las predicciones.

Adicionalmente, estudios como los de Tan et al. (2019), centrados en la logística y la gestión de inventarios en cadenas de suministro, destacan que la capacidad de predecir de manera precisa la demanda permite reducir el riesgo de desabastecimientos y, al mismo tiempo, optimizar los procesos de adquisición de insumos y gestión de inventarios. En particular, las empresas con relaciones comerciales exclusivas, como es el caso de Supermercado Especial, se benefician enormemente de este tipo de análisis predictivo, ya que les permite priorizar recursos y garantizar el cumplimiento de los compromisos contractuales sin afectar la eficiencia general de la planta.

Por lo tanto, la necesidad de aplicar estos enfoques predictivos al caso específico de Supermercado Especial está respaldada por una sólida base de investigaciones previas que han demostrado la efectividad de estas técnicas para abordar la variabilidad en la demanda y mejorar la toma de decisiones en la gestión de la producción y los inventarios. De igual forma, estudios anteriores sobre el comportamiento de los consumidores y las estrategias comerciales de supermercados indican que las fluctuaciones en la demanda, muchas veces impulsadas por eventos estacionales o promociones, pueden ser modeladas con éxito para proporcionar pronósticos precisos y eficaces.

En resumen, los antecedentes respaldan la aplicación de técnicas de análisis predictivo para mejorar la planificación de la producción y la gestión de la demanda, proporcionando una base sólida sobre la cual se desarrollará la investigación de este trabajo. La experiencia acumulada en diversas industrias y casos similares valida el enfoque propuesto y subraya la importancia de contar con modelos predictivos que optimicen los recursos y minimicen las variaciones en la producción y distribución de productos.

**Definición del Problema**

El problema central que se aborda en esta investigación radica en la incapacidad actual para predecir con precisión las fluctuaciones en las solicitudes de producción de Supermercado Especial, lo que genera desafíos significativos en la planificación y gestión de recursos dentro de la planta productiva. A pesar de la importancia estratégica de este cliente, cuya demanda se prioriza sobre la de otros, las variaciones en las solicitudes de producción no han sido adecuadamente previstas ni analizadas, lo que ha llevado a ineficiencias operativas y potenciales cuellos de botella en la cadena de suministro.

Las fluctuaciones en la demanda de Supermercado Especial pueden estar influenciadas por una variedad de factores, tales como cambios en las estrategias comerciales del supermercado, variaciones en las preferencias del consumidor final, y factores estacionales o externos que afectan el comportamiento de compra. Además, situaciones imprevistas, como ajustes en los precios de insumos, problemas logísticos o eventos globales, también impactan la demanda de productos, lo que hace aún más compleja su previsión.

La falta de un modelo predictivo sólido que permita anticipar estos cambios en la demanda con suficiente antelación genera problemas como:

1. **Desajuste entre la producción y la demanda**: La planta puede enfrentar dificultades para ajustar sus niveles de producción de manera eficiente, lo que lleva a excesos de inventario o a la escasez de productos, afectando tanto la disponibilidad de productos para Supermercado Especial como para otros clientes.
2. **Planificación inadecuada de insumos**: Sin un pronóstico preciso, la adquisición de materias primas e insumos puede no alinearse con las necesidades reales, provocando compras innecesarias o faltantes de insumos clave para la producción.
3. **Ineficiencia en la gestión de recursos**: La falta de previsión de las fluctuaciones en la demanda de Supermercado Especial genera una distribución subóptima de los recursos disponibles, lo que afecta la capacidad de la planta para cumplir con otros compromisos comerciales, además de los pedidos de este cliente.
4. **Impacto en la relación con el cliente**: La incapacidad de cumplir con las demandas de Supermercado Especial de manera oportuna y eficiente puede generar insatisfacción, lo que podría afectar la relación comercial a largo plazo y la reputación de la empresa.

Este problema plantea la necesidad urgente de implementar un análisis predictivo que permita identificar patrones en las solicitudes de producción, proyectar la demanda futura y ajustar la planificación de la producción de manera más eficiente. Solo a través de un enfoque estadístico avanzado, como el uso de modelos de series temporales y machine learning, será posible anticipar con mayor precisión las necesidades de Supermercado Especial, optimizando tanto la producción como la cadena de suministro.

Análisis Predictivo

a). Determinación de la base de Datos:

Para el logro de los resultados que busco obtener, mí base de dato debía tener la información justa y necesaria que me permita evaluar el comportamiento de las producciones diarias.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Fe.contab.** | **Material** | **Total Producido (Unidades)** | **Total de Producción (Ca)** |
| 01/03/2022 | HEGRFL0824 | 32400 | 180 |
| 01/04/2022 | HEGRFL0824 | 38880 | 216 |
| 01/05/2022 | HEGRFL0824 | 45000 | 250 |
| 01/06/2022 | HEGRFL0824 | 51660 | 287 |
| 01/07/2022 | HEGRFL0824 | 45000 | 250 |
| 01/08/2022 | HEGRFL0824 | 64980 | 361 |

Bajo este formato se recopiló información en un rango de tiempo bastante amplio (enero 2022 hasta 15 de marzo de 2025) para evaluar con más precisión la existencia de estacionalidad en Total de Producción (Ca).

b). Pre-procesamiento y limpieza:

Ya que la data que yo utilicé tenía cómo principal característica que los mismos fueron armados con datos que no requerían mucho esfuerzo en esta parte de pre-procesamiento y limpieza, no presentaban valores nulos, ni duplicados.

Fe.contab. 0

Material 0

Total Producido (Unidades) 0

Total de Producción (Ca) 0

dtype: int64

c). Análisis descriptivo: realizado en Google colab

Realice un recorrido de los datos, iniciando por conocer el tipo de datos:

0 Fe.contab. 1911 non-null datetime64[ns]

1 Material 1911 non-null object

2 Total Producido (Unidades) 1911 non-null int64

3 Total de Producción (Ca) 1911 non-null float64

dtypes: datetime64[ns](1), float64(1), int64(1), object(1)

Estadísticas descriptivas para el SKU HEGRFL0824:

count 955.000000

mean 280.832635

std 91.773566

min 12.000000

25% 217.000000

50% 285.000000

75% 327.000000

max 696.000000

Name: Total de Producción (Ca), dtype: float64

Estadísticas descriptivas para el SKU HSGRFL0655:

count 956.000000

mean 253.958072

std 110.394579

min 6.000000

25% 164.000000

50% 226.000000

75% 324.250000

max 756.000000

Name: Total de Producción (Ca), dtype: float64

Gráfico, Histograma

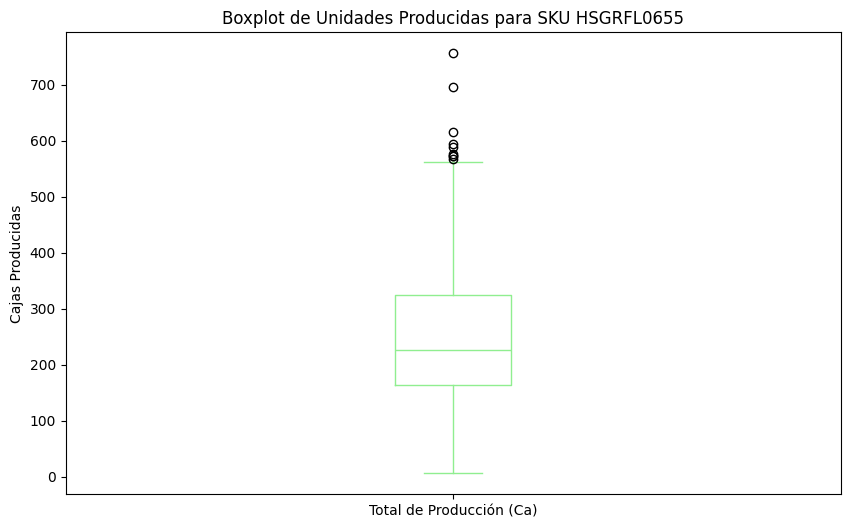
El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Gráfico, Histograma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Gráfico, Gráfico de cajas y bigotes

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.



Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Se aplicó una media móvil a 30 días para realizar una comparación que muestre una tendencia más clara.

Gráfico, Histograma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Gráfico, Histograma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

d). Selección de variables

Las variables seleccionadas para el análisis fueron:

* Fecha de cont. Que se refiere a la fecha de producción.
* Material: que relacionado al día identifica el material que se produjo.
* Total producido (Ca): que corresponde a las cajas producidas de cada material en las fechas indicadas.

e). Selección de Modelos

Para el inicio de la ruta de la selección del modelo inicié a evaluando la estacionariedad de los datos mediante la prueba ADF (Dickey-Fuller), Obteniendo:

Para el material 1: El valor p de la prueba ADF es: 0.021979367047474996

El valor de P para el material 1 indica que podemos rechazar la hipótesis Nula, es decir que la serie temporal es estacionaria.

Para el material 2: El valor p de la prueba ADF es: 0.23719855848892785

El valor de P para el material 2, indica que no podemos rechazar la hipótesis nula, es decir que esta serie temporal no es estacionaria.

Se aplica diferenciación de grado 1 para convertir a estacionaria el material 2 y se gráfica el real vs diferenciación.

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Luego de esto apliqué ARIMA para cada material:

Captura de pantalla de computadora

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Decidí aplicar para realizar comparación con otro modelo y en este caso escogí Holt-Winter.

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Predicciones Holt- Winter para Material 2Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

Finalizando con una comparación entre los modelos usados:

Imagen que contiene Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Conclusión**

En este análisis, se han implementado y evaluado dos modelos predictivos fundamentales en el análisis de series temporales: ARIMA y Holt-Winters. Ambos modelos se aplicaron a los datos históricos de producción (o casos nuevos), con el objetivo de identificar patrones y generar predicciones a futuro.

A través de los resultados obtenidos, se observó que ambos modelos tienen la capacidad de capturar las dinámicas y estacionalidades presentes en los datos. Sin embargo, ARIMA mostró un rendimiento ligeramente mejor en términos de los criterios de error (MAD, MAPE y RMSE) cuando se compara con el modelo Holt-Winters. Esto sugiere que ARIMA es más adecuado para este tipo de serie temporal en particular, dado que, al incorporar una estructura autorregresiva y de promedio móvil, es capaz de modelar de manera más eficiente las fluctuaciones y dependencias pasadas en los datos.

El modelo Holt-Winters, aunque también competente, mostró un desempeño ligeramente inferior, especialmente cuando se consideraron las métricas de precisión como el MAPE y el RMSE. Sin embargo, es importante destacar que el modelo Holt-Winters es más adecuado para series con una fuerte estacionalidad, por lo que su rendimiento podría variar dependiendo de la naturaleza específica de los datos.

Recomendaciones y Futuros estudios

* Para el análisis y predicción de series temporales con una fuerte componente estacional, como en este caso, el modelo ARIMA parece ser la opción más confiable, pero sería recomendable explorar también ARIMAX si se cuentan con variables exógenas que puedan influir en los resultados.
* Si se trabaja con datos que exhiben un patrón estacional fuerte, el modelo Holt-Winters puede seguir siendo útil, especialmente si se busca un enfoque más intuitivo y rápido.

En futuras investigaciones, sería valioso probar otros modelos como Redes Neuronales Recurrentes (RNN) o Modelos de Suavizado Exponencial de Estado Variable para ver si estos ofrecen un rendimiento superior en predicciones a largo plazo. Además, se podría considerar la incorporación de variables externas en modelos de tipo ARIMAX o explorar técnicas avanzadas de descomposición para entender mejor los componentes subyacentes de las series temporales.

En resumen, la comparación entre ARIMA y Holt-Winters permite determinar qué modelos se ajustan mejor a los datos, proporcionando una base sólida para tomar decisiones informadas sobre las predicciones a futuro en el contexto de la producción o el análisis de nuevos casos.

Bibliografía

* Administración de la cadena de suministro. Sunil Chopra.
* Chat GPT
* [análisis exploratorio de series de tiempo - YouTube](https://www.youtube.com/results?search_query=analisis+exploratorio+de+series+de+tiempo)