



TRABAJO FINAL

TRABAJO DE CAMPO APLICACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICOS EN UN SUPERMERCADO

ANÁLISIS CUANTITATIVO DE NEGOCIOS I

Integrantes:

Aceñolaza Chamorro, Inés
Arabia, Sirio Facundo
Corbalán, Alejandro Mauricio
Escalera, Gonzalo Agustín
Ruiz, Francisco Javier
Venditti Galo, Florencia



Índice

Resumen.....	3
Introducción.....	4
Sobre la Empresa.....	5
Situación Problemática	5
Preguntas de Investigación	6
Objetivos	7
Marco Teórico	7
Diseño Metodológico	10
Desarrollo	11
PRONÓSTICOS	13
PRONÓSTICO A TRAVÉS DE REGRESIÓN POLINOMIAL.....	22
Recomendaciones	32
Conclusiones.....	33
Referencias bibliográficas	34



TRABAJO DE CAMPO

APLICACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICOS EN UN SUPERMERCADO

Aceñolaza Chamorro, Inés – Arabia, Sirio Facundo – Corbalán, Alejandro Mauricio -

Escalera, Gonzalo Agustín - Ruiz, Francisco Javier - Venditti Galo, Florencia

ineace12@gmail.com - sirioarabia@gmail.com - corbalanalejandro24@gmail.com -

gonzaescalera76@gmail.com - javier.ruiz1204@gmail.com - florvendittig@gmail.com

Resumen

Este trabajo académico se centra en un supermercado a partir de la necesidad de pronosticar la demanda de productos para una gestión eficiente del inventario y la planificación de compras. La empresa busca tomar decisiones fundamentadas y optimizar su rendimiento económico. Para lograrlo, se utilizó un software especializado y se analizaron los datos históricos de ventas.

La situación problemática que enfrenta la empresa incluye la falta de un sector de compras formalizado, que hace difícil el proceso de toma de decisiones.

Los objetivos del trabajo son aplicar modelos cuantitativos probabilísticos para analizar la demanda y generar pronósticos en el supermercado. Estos análisis permitirán identificar las categorías de productos más importantes, evaluar diferentes escenarios y tomar decisiones estratégicas para evaluar el desempeño del negocio en el futuro.

El trabajo se desarrolla desde un enfoque cuantitativo, utilizando técnicas como el análisis de Pareto para identificar las familias de productos más importantes. Se realizan pronósticos de demanda utilizando diferentes métodos, como el promedio móvil simple, el promedio móvil ponderado, la regresión lineal y el suavizamiento exponencial. Otro modelo utilizado es el de regresión polinomial para analizar un mejor ajuste.



Los resultados obtenidos demuestran que la implementación de pronósticos puede ser una herramienta de gran poder para fundamentar la toma de decisiones y optimizar el rendimiento económico del supermercado. La estandarización de los datos, junto con la implementación de modelos cuantitativos, constituyen una base sólida para la planificación estratégica y la identificación de oportunidades de mejora.

Al aplicar de manera adecuada los pronósticos, el supermercado puede enfrentar con mayor eficiencia los desafíos del mercado y alcanzar un mayor nivel de éxito en el futuro.

Palabras Clave: Patrones y Tendencias – Previsión de la Demanda – Pronósticos

Introducción

En el ámbito de los negocios, especialmente en la industria minorista, la capacidad de prever y anticipar la demanda de productos se ha convertido en un aspecto crucial para lograr una gestión eficiente y optimizar el rendimiento económico. En este sentido, las empresas se enfrentan a la constante necesidad de tomar decisiones estratégicas informadas que les permitan mantener un adecuado nivel de inventario (cumplir con la demanda y evitar costos de inventarios) y satisfacer las necesidades cambiantes de los consumidores.

En el presente trabajo nos enfocaremos en el supermercado, que por cuestiones de confidencialidad se identificara como “RETAIL”, dedicado a la venta de productos minoristas, cuya principal función es adquirir bienes de diferentes proveedores y distribuirlos en su red de tiendas para que los clientes puedan adquirirlos fácilmente.

Se hará uso de un software especializado para pronosticar la demanda del próximo trimestre. El objetivo general es proponer un modelo estructurado y sistemático que le permita



al supermercado tomar decisiones fundamentadas en relación con la gestión de inventario y planificación de compras.

Se utilizarán datos históricos de ventas que permitan identificar los artículos más críticos a tener en cuenta para construir un modelo de pronóstico confiable. Se busca identificar patrones, tendencias y factores influyentes que permitan prever la demanda futura con mayor precisión.

Sobre la Empresa

La empresa bajo análisis es una minorista que abrió sus puertas durante la pandemia a fines de 2020, y que cuenta con más de dos años de experiencia en el mercado. A pesar de los desafíos que la situación global ha impuesto, esta empresa ha logrado establecerse y experimentar un crecimiento significativo. Su enfoque se basa en brindar una experiencia de compra excepcional y ofrecer productos de alta calidad, lo que ha llevado a ganarse la confianza y lealtad de sus clientes.

La empresa cuenta actualmente con dos sucursales ubicadas en la Ciudad de Yerba Buena y en Barrio Sur de San Miguel de Tucumán, en la provincia de Tucumán. Estas ubicaciones estratégicas han contribuido a su éxito y expansión en la región.

Situación Problemática

La selección cuidadosa de proveedores y la búsqueda constante de productos que satisfagan las demandas y preferencias de los clientes son elementos clave para establecerse en el mercado y generar una base sólida de consumidores fieles.



Sin embargo, actualmente la empresa no cuenta con un sector de compras bien delimitado o formalizado, por lo que la toma de decisiones no se realiza de forma objetiva o fundamentada a través de un análisis de datos.

Otro desafío al que se enfrenta “Retail” es la presencia de estacionalidad en sus ventas, teniendo períodos de alta o baja demanda durante ciertas épocas del año y generando así conflictos en la gestión del inventario.

Por ello, la utilización de herramientas y modelos cuantitativos para la toma de decisiones resulta crucial para poder predecir y pronosticar situaciones y mantener una ventaja competitiva sostenible.

Preguntas de Investigación

Para el desarrollo del trabajo se plantearon las siguientes preguntas de investigación.

- 1- ¿Cuáles son las familias de productos más relevantes para la empresa?
- 2- ¿Cuál es la demanda futura de los productos de la empresa y cómo puede ser pronosticada mediante un análisis cuantitativo del negocio?
- 3- ¿Cuáles son los escenarios potenciales que pueden surgir en el mercado y cuáles son los cursos de acción posibles para disminuir la incertidumbre?



Objetivos

El objetivo general de este trabajo consiste en desarrollar diversos modelos cuantitativos probabilísticos para analizar la situación de la empresa de Retail y proyectar la demanda, con el fin de facilitar la toma de decisiones en períodos futuros.

Los objetivos específicos son:

- 1- Identificar las familias de productos relevantes que generan la mayor parte de los ingresos de la empresa.
- 2- Evaluar los diferentes pronósticos de la demanda futura a partir de un análisis cuantitativo del negocio.
- 3- Prever escenarios potenciales para establecer los cursos de acción posibles, disminuyendo la incertidumbre del mercado.

Marco Teórico

Definición y utilidad del Análisis Cuantitativo de Negocios

Rodriguez, J., & Gomez, M. (2020) explica que el análisis cuantitativo de negocios se refiere al enfoque metodológico que utiliza datos numéricos y técnicas estadísticas para evaluar y medir aspectos cuantitativos de las operaciones comerciales. Proporciona información objetiva y cuantificable sobre diversas áreas de una organización, como ventas, finanzas, producción y marketing, con el objetivo de tomar decisiones informadas y mejorar el rendimiento empresarial.

Este trabajo se enfocará en el uso de una de las herramientas, los pronósticos:



- **PRONÓSTICO:** Existe una amplia variedad de literatura acerca del tema tratado en la investigación, por lo que se decidió citar a un autor destacado en métodos cuantitativos para los negocios:

Render, B. (2012) expresa: “Los gerentes tratan siempre de reducir la incertidumbre e intentan hacer mejores estimaciones de lo que sucederá en el futuro. Lograr esto es el objetivo principal de la elaboración de los pronósticos. Existen muchas formas de pronosticar el futuro. En muchas empresas (sobre todo las pequeñas), el proceso completo es subjetivo e incluye los métodos improvisados, la intuición y los años de experiencia. También existen muchos modelos de pronósticos cuantitativos, como promedios móviles, suavizamiento exponencial, proyecciones de tendencias y análisis de regresión por mínimos cuadrados.”

El autor en su libro considera tres tipos de modelos de pronósticos, en esta investigación aplicamos series de tiempo, el cual definió como: “Los modelos de series de tiempo intentan predecir el futuro usando datos históricos. Estos modelos suponen que lo que ocurra en el futuro es una función de lo que haya sucedido en el pasado.”

Además, Render, B. (2012) explica lo siguiente: “Cuando se analizan varios modelos de pronósticos diferentes para saber qué tan bien funciona un modelo o para comparar un modelo con otros, los valores pronosticados se comparan con los valores reales u observados. El error del pronóstico (o desviación) se define como:

$$\text{Error de pronóstico} = \text{valor real} - \text{valor pronosticado}$$

Una medida de exactitud es la *desviación media absoluta* (DMA), que se calcula tomando la suma de los valores absolutos de los errores de pronósticos individuales y, luego, dividiendo entre el número de errores (n):



$$DMA = \frac{\sum |\text{error del pronóstico}|}{n}$$

Un *promedio móvil ponderado* permite asignar diferentes pesos a las observaciones previas. Como el método de promedio móvil ponderado suele asignar mayor peso a las observaciones más recientes, este pronóstico es más sensible ante los cambios que ocurran en el patrón de los datos.

Un promedio móvil ponderado se expresa como

$$F_{t+1} = \frac{\sum (\text{peso del periodo } i)(\text{valor real de periodo } i)}{\sum (\text{pesos})}$$

Matemáticamente, esto es:

$$F_{t+1} = \frac{w_1T_t + w_2T_{t-1} + \dots + w_nT_{t-n+1}}{w_1 + w_2 + \dots + w_n}$$

donde

w_i = peso para la i -ésima observación

El *suavizamiento exponencial* es un método de pronósticos de uso sencillo y se maneja con eficiencia en la computadora. Aunque es un tipo de técnica de promedio móvil, necesita llevar un registro de los datos pasados.

La fórmula básica para el suavizamiento exponencial es:

Nuevo pronóstico = pronóstico del último periodo + α (demanda real del último periodo – pronóstico del último periodo)

donde α es un peso (o constante de suavizamiento) que tiene un valor entre 0 y 1, inclusive. La constante de suavizamiento, se puede modificar para dar más peso a los datos recientes con un valor alto o a los datos pasados cuando es bajo.

La *regresión lineal* es un procedimiento estadístico apropiado para analizar la relación entre dos variables, cuando una se considera la variable dependiente, y la otra la independiente. Una forma de estudiar la naturaleza de la relación entre las variables dependiente e



independiente es diagramar los datos en un gráfico de dispersión. La variable dependiente Y se representa sobre el eje vertical, mientras que la variable independiente X se traza sobre el eje horizontal. El mismo da una aproximación de la relación entre las variables y nos permite calcular la recta de regresión y el coeficiente de determinación (entre otras medidas de interés).”

- **Regresión Polinomial:**

Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., Neter, J., & Li, W. (2020) afirman que “los modelos de regresión polinomial se consideran para variables predictoras cuantitativas. Son uno de los modelos de respuesta curvilínea más utilizados en la práctica debido a que se manejan fácilmente como un caso especial del modelo general de regresión lineal. Se utilizan para dos casos: cuando la verdadera función de respuesta curvilínea es de hecho una función polinomial o cuando la verdadera función de respuesta curvilínea es desconocida (o compleja), pero una función polinomial es una buena aproximación de la función verdadera.

Un peligro principal al usar modelos de regresión polinomial, es que las extrapolaciones pueden ser riesgosas con estos modelos, especialmente aquellos con términos de orden superior. Los modelos de regresión polinomial pueden ajustarse bien a los datos disponibles, pero pueden tomar direcciones inesperadas al ser extrapolados más allá del rango de los datos.”

Diseño Metodológico

Se abordará el trabajo desde un enfoque cuantitativo, con alcance descriptivo y diseño no experimental debido a que se trata de observar fenómenos tal como se dan en su contexto natural, sin intención de modificar las variables independientes.

La investigación será de tipo longitudinal de tendencia, ya que se busca recabar datos en diferentes puntos del tiempo que se centran en la población.



La recolección de datos se llevará a cabo mediante las siguientes técnicas:

- Entrevista abierta a expertos: se realizó una entrevista al gerente del supermercado con el objetivo de conocer las operaciones diarias.
- Análisis de datos secundarios: datos extraídos del sistema de la empresa.

Herramienta a utilizar:

- Pronóstico: para ejecutar una proyección de la demanda futura según familias de productos.

Desarrollo

Para poder utilizar la base de datos se llevó a cabo una limpieza de la misma, procedimiento conocido como *Data Cleaning*, y se procedió a identificar las diferentes familias de productos.

Imagen n°1: Captura de la base de datos extraída del sistema

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
IDdelg	Descripción	Cantidad	Porcentaje	Imp Facturado	Costo Venta	Tip	Sexo	Clase	Fecha	Descuento	Clase	M
1	310004 ACIDE BARRILO OLIVA 250 CC	1		225.00	114.70							
2	310006 ACIDE BARRILO GRANOL 200 120 CC	8		1150.40	603.50							
3	310007 ACIDE BARRILO OLIVA 330 CC	1		1000.00	576.00							
4	310009 ACIDE PUREZA GRANOL 900CC	175		25110.0000	13033.5340							
5	310011 ACIDE COCONRO 900CC	24		6120.5000	3463.50							
6	310012 PIFOLAN COCONRO CLAS 1200ML	18		1800.00	1000.00							
7	310013 PIFOLAN COCONRO GRANOL 1200ML	3		600.00	300.00							
8	310014 PIFOLAN COCONRO OLIVA 1200ML	8		1270.00	700.00							
9	310015 ACIDE COCONRO GRANOL 2L 5L	14		5000.00	3000.00							
10	310016 ACIDE COCONRO OLIVAPURO 1800CC	22		4700.0000	2600.0000							
11	310018 ACIDE BARRILO COCONRO 9000CC	46		1120.00	5000.00							
12	310019 ACIDE BARRILO GRANOL 120 CC	1		100.00	100.00							
13	310021 ACIDE BARRILO OLIVA 330 CC	4		3400.00	1700.00							
14	310024 ACIDUMAMARILLO YUC SACHET 150GR	8		400.00	300.00							
15	310024 ACIDE DE OLIVA 300MLA MUESTRA 100G	1		2000.00	1400.00							
16	310026 ACIDE COCONRO OLIVAPURO 4000CC	17		600.00	400.00							
17	310041 ACIDE BARRILO COCONRO 2L 5L	28		500.00	300.00							
18	310044 ACIDE PAVLORA GRANOL 4000ML	184		5800.0000	4100.0000							
19	310057 ACIDE PAVLORA GRANOL 120 CC	676		10000.0000	10000.0000							
20	310060 ACIDE AMARILLO DE OLIVA 1000 CC	8		1000.00	1000.00							
21	310074 ACIDE PAVLORA VEGETAL GRANOL 4000ML	53		8700.00	6100.00							
22	310077 ACIDE BARRILO GRANOL 9000CC	78		11700.00	6400.00							
23	310084 ACIDE GRANOL 9000CC ALTO OLIVADO 9000ML	2		700.00	500.00							
24	310088 ACIDE BARRILO COCONRO 1200ML	8		6700.00	4000.00							
25	310089 ACIDE PAVLORA GRANOL 120 CC	18		2000.0000	1000.0000							
26	310091 ACIDE DE OLIVA BARRILO COCONRO 2L 5L	1		1700.00	900.00							
27	310092 ACIDE DE OLIVA BARRILO COCONRO 9000ML	5		2400.00	1700.00							
28	310093 ACIDE BARRILO GRANOL 9000CC	34		6400.00	4000.00							

Fuente: organización bajo estudio



Una vez agrupadas las familias de productos (Comestibles, Bebidas, Limpieza, Perfumería, Verdulería, Carnicería, Varios-Hogar, Fiambrería y Lácteos) se pudo obtener las cantidades vendidas por cada mes de cada familia.

Imagen n°2: Captura de la base de datos con el procesamiento realizado

Código	Descripción	Cantidad	Costo	Ventas	Código	Familia	Producto
001	0010001 ACEITE MARIPOSA GRANDE 400 CC	1	250.00	254.00			
002	0010002 ACEITE MARIPOSA GRANDE 200 CC	6	120.00	121.00			
003	0010003 ACEITE MARIPOSA GRANDE 250 CC	3	135.00	136.00			
004	0010004 ACEITE MARIPOSA GRANDE 300 CC	131	655.00	656.00			
005	0010005 ACEITE MARIPOSA GRANDE 350 CC	24	120.00	121.00			
006	0010006 ACEITE MARIPOSA GRANDE 400 CC	20	100.00	101.00			
007	0010007 ACEITE MARIPOSA GRANDE 450 CC	3	150.00	151.00			
008	0010008 ACEITE MARIPOSA GRANDE 500 CC	3	150.00	151.00			
009	0010009 ACEITE MARIPOSA GRANDE 550 CC	24	120.00	121.00			
010	0010010 ACEITE MARIPOSA GRANDE 600 CC	46	230.00	231.00			
011	0010011 ACEITE MARIPOSA GRANDE 650 CC	4	200.00	201.00			
012	0010012 ACEITE MARIPOSA GRANDE 700 CC	4	200.00	201.00			
013	0010013 ACEITE MARIPOSA GRANDE 750 CC	5	250.00	251.00			
014	0010014 ACEITE MARIPOSA GRANDE 800 CC	3	150.00	151.00			
015	0010015 ACEITE MARIPOSA GRANDE 850 CC	3	150.00	151.00			
016	0010016 ACEITE MARIPOSA GRANDE 900 CC	37	185.00	186.00			
017	0010017 ACEITE MARIPOSA GRANDE 950 CC	20	100.00	101.00			
018	0010018 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1000 CC	344	172.00	173.00			
019	0010019 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1100 CC	375	187.50	188.50			
020	0010020 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1200 CC	5	250.00	251.00			
021	0010021 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1300 CC	51	255.00	256.00			
022	0010022 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1400 CC	30	150.00	151.00			
023	0010023 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1500 CC	3	150.00	151.00			
024	0010024 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1600 CC	6	300.00	301.00			
025	0010025 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1700 CC	30	150.00	151.00			
026	0010026 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1800 CC	3	150.00	151.00			
027	0010027 ACEITE MARIPOSA GRANDE 1900 CC	30	150.00	151.00			
028	0010028 ACEITE MARIPOSA GRANDE 2000 CC	30	150.00	151.00			
029	0010029 ACEITE MARIPOSA GRANDE 2100 CC	30	150.00	151.00			
030	0010030 ACEITE MARIPOSA GRANDE 2200 CC	30	150.00	151.00			

Fuente: Elaboración propia a través de Excel

Posteriormente, se implementó un análisis de Pareto, también conocido como principio de Pareto o la regla del 80/20, para identificar y priorizar las familias más significativas en el conjunto de datos. La ley de Pareto se basa en que aproximadamente el 80% de los efectos provienen del 20% de las causas. Para elaborar el mismo en la organización se realizaron los siguientes pasos:

- 1- Recopilación de datos
- 2- Identificación de familias de productos
- 3- Cálculo de las ventas totales por familia
- 4- Cálculo del porcentaje de participación de cada familia sobre las ventas totales
- 5- Cálculo del porcentaje acumulativo



6- Gráfico del diagrama de Pareto

A partir del siguiente gráfico de Pareto, se puede observar el ranking de las familias más relevantes, en función al importe facturado para el año 2021:

Gráfico N°1: Gráfico de Pareto



Fuente: elaboración propia

En el gráfico anterior se observa que las familias de productos más relevantes son “Comestibles” y “Carnicería”, acumulando entre ambas un 61% del importe facturado. Si se agregan a las familias antes mencionadas “Bebidas” y “Lácteos” se obtiene una acumulación del importe facturado del 83%. Esto permite concluir que el 83% del importe facturado proviene de 4 familias (comestibles, carnicería, bebidas y lácteos).

PRONÓSTICOS

Se realizaron pronósticos, en unidades, por familia de productos. Para esto se utilizaron datos históricos de las ventas en unidades desde enero de 2022 a marzo de 2023.



No se realizó el análisis de los datos correspondiente a las familias “Comestibles”, “Carnicería” y “Lácteos” debido a que las mismas presentan problemas en la unidad de medida. Esta situación fue comentada a la organización para que se tenga en cuenta y pueda configurar el sistema de información de otra manera.

En primer lugar, se graficaron las distintas series de tiempo a través de un diagrama de dispersión para establecer si existe alguna relación lineal entre el tiempo y cada una de las familias analizadas.

Luego se procedió a realizar pronósticos a través de los siguientes métodos: promedio móvil simple con $n=2$, promedio móvil ponderado con $n=3$ (siendo las ponderaciones: 3 para el dato más reciente, 2 para el segundo y 1 para el dato más antiguo), regresión lineal y suavizamiento exponencial con $\alpha = 0.50$, detallando también los resultados con otros valores de alfa. Para la elaboración de los mismos se hizo uso del software QM.

A continuación, se analizan los resultados obtenidos para cada familia:

- Bebidas

A través del gráfico realizado se puede observar que existe una baja relación entre el tiempo y las ventas en unidades de la familia “bebidas”.



Gráfico N°2: Gráfico de línea para la familia Bebidas



Fuente: elaboración propia

En la siguiente tabla se resume los pronósticos obtenidos, a través del software QM, de la demanda en unidades de “Bebidas” para el siguiente periodo y los desvíos medios absolutos de cada método:

Tabla 1: Métodos de pronóstico para la familia Bebidas

	Bebidas	
	DMA	Pronóstico
PMS	3.287,8	23.334
PMP	3.093,5	23.299
Suavizamiento Exponencial	3.121,2	24.050
Regresión lineal simple	2.649,4	24.301

Fuente: elaboración propia



El método que mejor se ajusta es la Regresión Lineal Simple ya que es el modelo que presenta menor desvío medio absoluto. Se puede observar que la venta en unidades para la familia bebidas para el próximo periodo será de 24301. Pero si se analiza la regresión se puede observar que el coeficiente de determinación (R^2) de 11.62% es bajo. El mismo nos indica que solo el 11.62% de la variabilidad en la demanda de la familia “Bebidas” es explicada por el modelo de regresión.

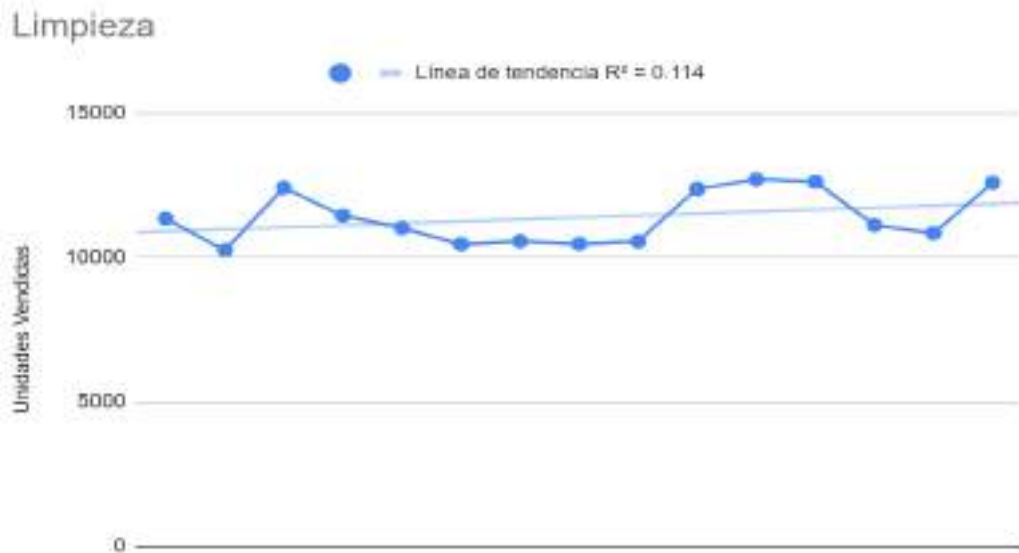
Para mayor comprensión de R^2 se considera oportuno aclarar que un valor de R^2 cercano a 1 indica que el modelo es capaz de explicar una gran proporción de la variabilidad de los datos, es decir, que el modelo tiene una buena capacidad de ajuste y pronóstico. Por otro lado, un R^2 cercano a 0 nos estaría indicando que el modelo no puede explicar adecuadamente la variabilidad de los datos, es decir, que el modelo tiene un ajuste deficiente y su capacidad de pronóstico es limitada.

A continuación, se presentarán los resultados obtenidos para el resto de las familias, resaltando el modelo que mejor se ajusta, con su respectivo pronóstico y DMA. Las interpretaciones se realizan de la misma forma que para la familia “Bebidas”.



- Limpieza

Gráfico N°3: Gráfico de Dispersión Para la Familia Limpieza



Fuente: elaboración propia

Tabla 2: Métodos de pronóstico para la familia Limpieza

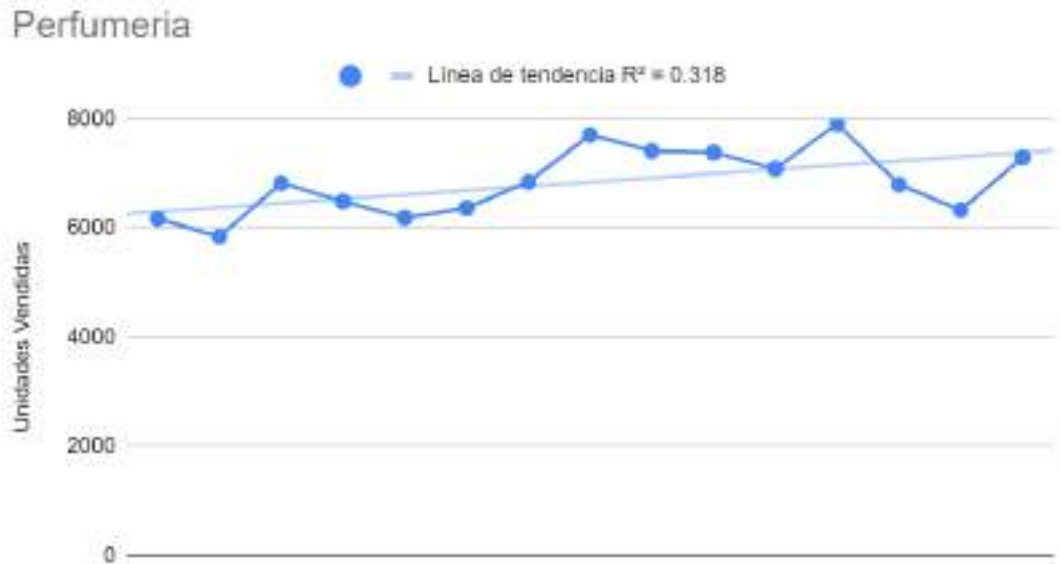
	Limpieza	
	DMA	Pronóstico
PMS n=2	847,58	11.707
PMP n=3	780,26	11.753
Suavizamiento Exponencial	839,81	11.930
Regresión lineal simple	772,76	11.928

Fuente: elaboración propia



- Perfumería

Gráfico N°4: Gráfico de Dispersión Para la Familia Perfumería



Fuente: elaboración propia

Tabla 3: Métodos de pronóstico para la familia Perfumería

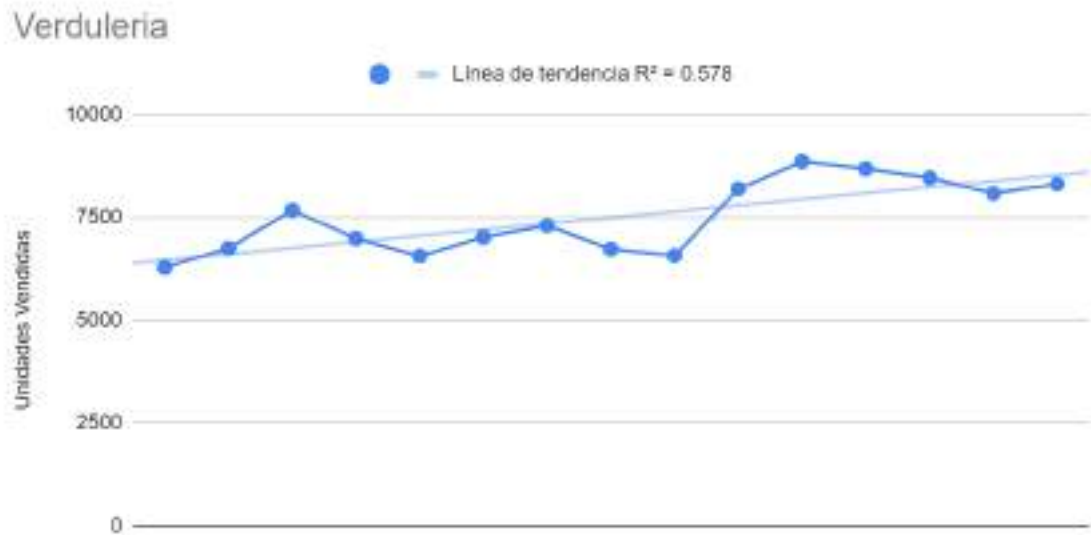
	Perfumería	
	DMA	Pronóstico
PMS	529,88	6.812
PMP	461,44	6.890
Suavizamiento Exponencial	471,89	7.024
Regresión lineal simple	394,21	7.461

Fuente: elaboración propia



- Verdulería

Gráfico N°5: Gráfico de líneas para la familia Verdulería



Fuente: elaboración propia

Tabla 4: Métodos de pronóstico para la familia Verdulería

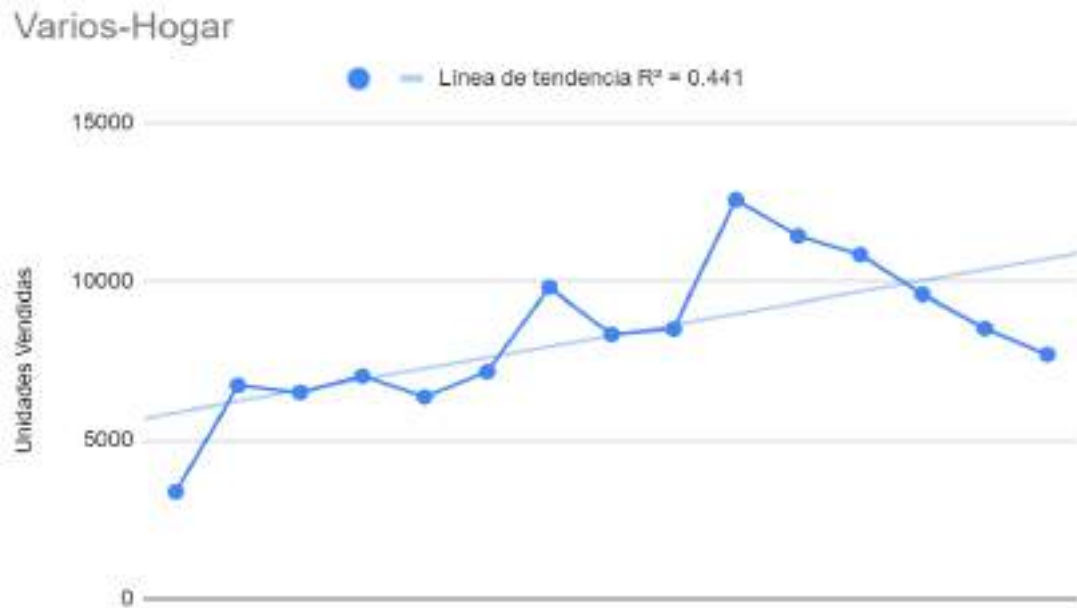
	Verdulería	
	DMA	Pronóstico
PMS	598,89	8.196
PMP	509,97	8.261
Suavizamiento Exponencial	525,04	8.288
Regresión lineal simple	436,84	8.682

Fuente: elaboración propia



- Varios-Hogar

Gráfico N°6: Gráfico de Dispersión Para la Familia Varios-Hogar



Fuente: elaboración propia

Tabla 5: Métodos de pronóstico para la familia Varios-Hogar

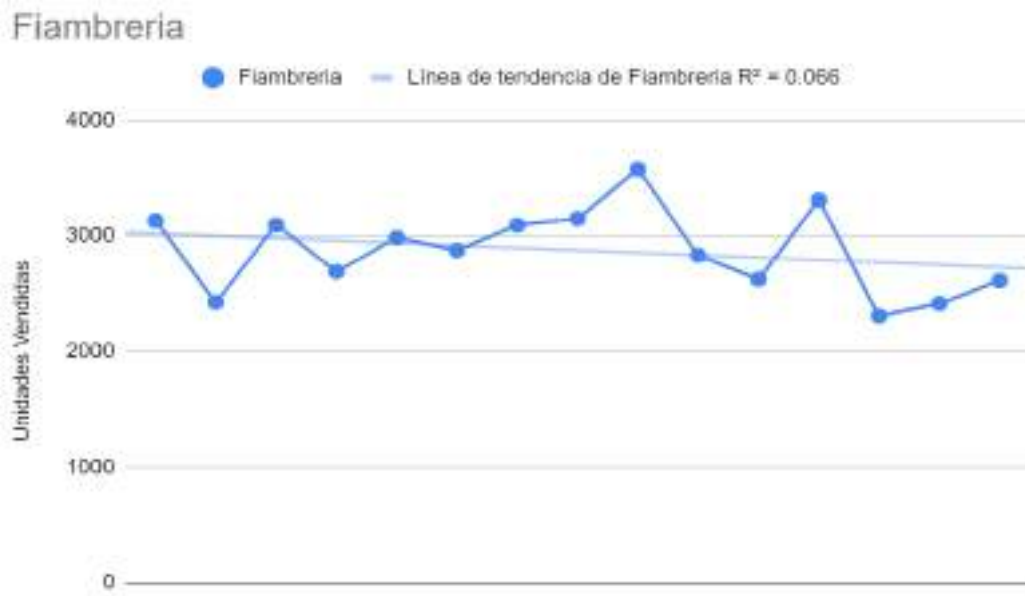
	Varios-Hogar	
	DMA	Pronóstico
PMS	1.329,92	8.109
PMP	1.286,70	8.287
Suavizamiento Exponencial	1.436,93	8.539
Regresión lineal simple	1.248,18	11.055

Fuente: elaboración propia



- Fiambrería

Gráfico N°7: Gráfico de Dispersión Para la Familia Fiambrería



Fuente: elaboración propia

Tabla 6: Métodos de pronóstico para la familia Fiambrería

	Fiambrería	
	DMA	Pronóstico
PMS	330,77	2.513
PMP	318,47	2.495
Suavizamiento Exponencial	346,56	2.583
Regresión lineal simple	264,86	2.707

Fuente: elaboración propia



PRONÓSTICO A TRAVÉS DE REGRESIÓN POLINOMIAL

El modelo seleccionado anteriormente en todas las familias de productos fue el de regresión lineal simple ya que presentaba menor DMA. Sin embargo, al momento de evaluar el coeficiente de determinación se observó que el mismo es muy bajo en todos los casos.

Es por esto que se procedió a buscar un modelo adicional que se ajuste mejor a los datos. Por recomendación de los tutores del trabajo se procedió a seleccionar el modelo de pronóstico basado en una regresión polinómica.

El análisis de regresión polinomial implica ajustar una función polinomial a un conjunto de datos y utilizarla para predecir valores futuros. Lo primero que se realizó es trazar un gráfico de dispersión para visualizar la relación entre las variables X e Y. Esto ayuda a determinar si la regresión polinomial es apropiada para el conjunto de datos.

El pronóstico se realizó con cuatro tipos de grados de polinomios: grado 2, grado 3, grado 4 y grado 6.

Para cada una de las familias se procedió a elaborar una matriz elevando la variable independiente X a distintas potencias (2 a 6) y la variable dependiente Y, como se muestra a continuación:



Tabla Nº7: familia Fiambrería

x	x ²	x ³	x ⁴	x ⁵	x ⁶	y
1	1	1	1	1	1	3130
2	4	8	16	32	64	2424
3	9	27	81	243	729	3093
4	16	64	256	1024	4096	2690
5	25	125	625	3125	15625	2983
6	36	216	1296	7776	46656	2873
7	49	343	2401	16807	117649	3092
8	64	512	4096	32768	262144	3148
9	81	729	6561	59049	531441	3577
10	100	1000	10000	100000	1000000	2831
11	121	1331	14641	161051	1771561	2624
12	144	1728	20736	248832	2985984	3308
13	169	2197	28561	371293	4826809	2306
14	196	2744	38416	537824	7529536	2413
15	225	3375	50625	759375	11390625	2613

Fuente: elaboración propia

Posteriormente se procedió a utilizar la fórmula matricial =ESTIMACIONLINEAL de Google Sheet para obtener la regresión polinomial de distintos grados. Una vez obtenidos los coeficientes se calculó el DMA correspondiente a cada modelo y se evaluaron los mismos en cada familia de productos.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos:

- Bebidas

Tabla Nº8: Pronósticos para diferentes grados de Regresión Polinómica en Bebidas

	Bebidas		
	r ²	Pronóstico	DMA
Regresión polinómica (grado 2)	0,2	27.274	2.404
Regresión polinómica (grado 3)	0,4244323038	20.951	2.013



Regresión polinómica (grado 4)	0,4245246849	20.755	2.011
Regresión polinómica (grado 6)	0,6942547953	52.593	1.485

Fuente: elaboración propia

El modelo de regresión polinomial de grado 2 explica aproximadamente el 20% de la variabilidad de los datos de ventas. El pronóstico obtenido para las ventas es de 27274. La Desviación Media Absoluta (DMA) representa la dispersión promedio de los valores reales de ventas respecto a los valores predichos por el modelo, y en este caso es de 2404. Esto significa que, en promedio, los valores reales de ventas difieren en 2404 unidades de las estimaciones proporcionadas por el modelo.

El modelo de regresión polinomial de grado 3 muestra un coeficiente de determinación de aproximadamente 0.4244, lo que indica que explica alrededor del 42.44% de la variabilidad de los datos de ventas. El pronóstico obtenido para las ventas es de 20951. La Desviación Media Absoluta (DMA) de 2013 implica que, en promedio, los valores reales de ventas difieren en 2013 unidades de las estimaciones proporcionadas por el modelo.

El modelo de regresión polinomial de grado 4 presenta un coeficiente de determinación de aproximadamente 0.4245, lo que indica que explica aproximadamente el 42.45% de la variabilidad de los datos de ventas. El pronóstico obtenido para las ventas es de 20755. La Desviación Media Absoluta (DMA) de 2011 sugiere que, en promedio, los valores reales de ventas difieren en 2011 unidades de las estimaciones proporcionadas por el modelo.

El modelo de regresión polinomial de grado 6 muestra un coeficiente de determinación de aproximadamente 0.6943, lo que indica que explica aproximadamente el 69.43% de la variabilidad de los datos de ventas. El pronóstico obtenido para las ventas es de 52593. La



Desviación Media Absoluta (DMA) de 1485 sugiere que, en promedio, los valores reales de ventas difieren en 1485 unidades de las estimaciones proporcionadas por el modelo.

En este caso, los modelos de regresión polinomial con grados 2, 3 y 4 tienen coeficientes de determinación relativamente bajos, especialmente para el grado 2 que sólo explica el 20% de la variabilidad. Sin embargo, el grado 6 presenta un coeficiente de determinación más alto, explicando aproximadamente el 69.43% de la variabilidad de los datos. Los pronósticos también varían según el grado del polinomio utilizado, lo que implica diferentes estimaciones para los valores futuros.

A partir de esto se puede concluir que el modelo puede tener dificultades para predecir con precisión las ventas futuras y se requerirá de un enfoque adicional para mejorar la precisión de las estimaciones.

Gráfico N°8: Gráficos de dispersión para los grados 6 ,4, 3 y 2 en Bebidas





Bebidas grado 3



Bebidas grado 2



Fuente: elaboración propia

Por otro lado, se debe tener en cuenta que un polinomio de grado 6 es un modelo complejo con muchos términos, si se examina el pronóstico de este modelo se puede observar que el mismo difiere bastante del resto de los modelos. A este fenómeno se lo conoce como *Overfitting* (sobreajuste) es decir que el modelo se ajusta demasiado a los valores históricos produciendo que el pronóstico se desvíe sustancialmente. En contraparte tenemos el fenómeno *Underfitting* (sub ajuste) que implica que el modelo es demasiado simple y no puede captar todas las características de los datos, esto se da en este caso en el modelo de regresión lineal simple y en el polinomio grado 2. Ante lo mencionado anteriormente es importante considerar un equilibrio entre la complejidad del modelo y su capacidad para generalizar a nuevas situaciones. Es por esto que se decidió también utilizar polinomios de grados más bajos, como 2, 3 y 4, notando que proporcionan un ajuste más adecuado y pronósticos más estables.

A continuación, se presentarán los resultados obtenidos para el resto de las familias. Las interpretaciones se realizan de la misma forma que para la familia "Bebidas".



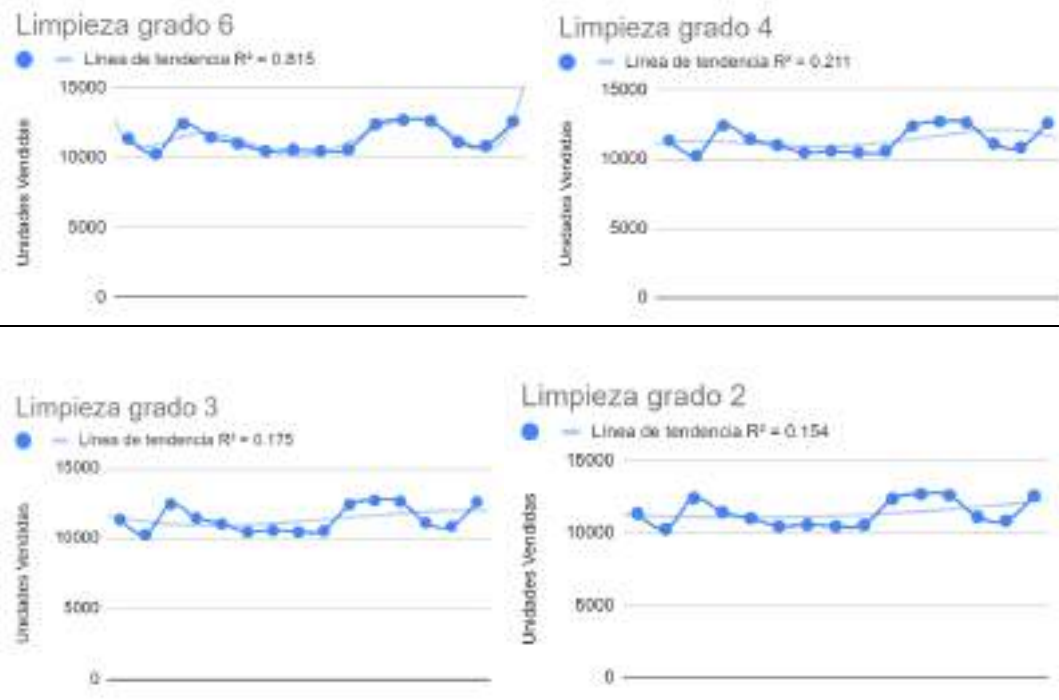
- Limpieza

Tabla N°9: Pronósticos para diferentes grados de Regresión Polinómica en Limpieza

	Limpieza		
	r ²	Pronóstico	DMA
Regresión polinómica (grado 2)	0,1540863127	12.410	720
Regresión polinómica (grado 3)	0,1753639258	11.902	721
Regresión polinómica (grado 4)	0,2107330009	10.927	690
Regresión polinómica (grado 6)	0,8153776912	23.109	300

Fuente: elaboración propia

Gráfico N°9: Gráficos de dispersión para los grados 6 ,4, 3 y 2 en Limpieza



Fuente: elaboración propia



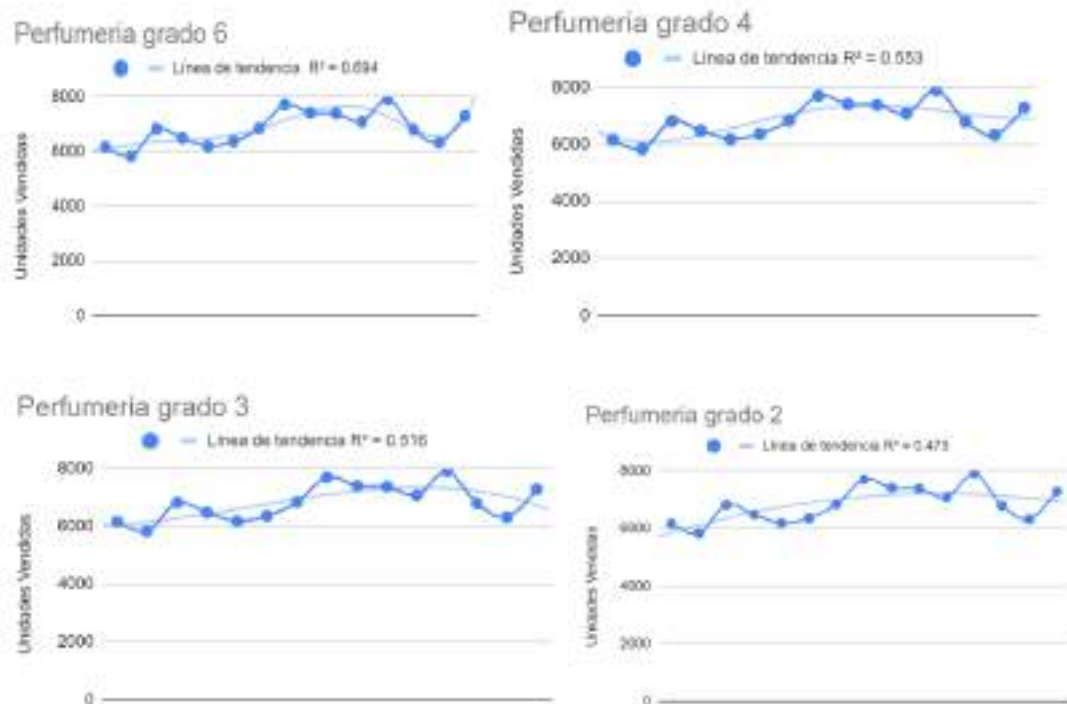
- Perfumería

Tabla Nº10: Pronósticos para diferentes grados de Regresión Polinómica en Perfumería

	Perfumería		
	r^2	Pronóstico	DMA
Regresión polinómica (grado 2)	0,4749231409	6.819	378
Regresión polinómica (grado 3)	0,5162066299	6.342	354
Regresión polinómica (grado 4)	0,5526515241	7.010	335
Regresión polinómica (grado 6)	0,6939845218	10.189	255

Fuente: elaboración propia

Gráfico Nº10: Gráficos de dispersión para los grados 6 ,4, 3 y 2 en Perfumería



Fuente: elaboración propia



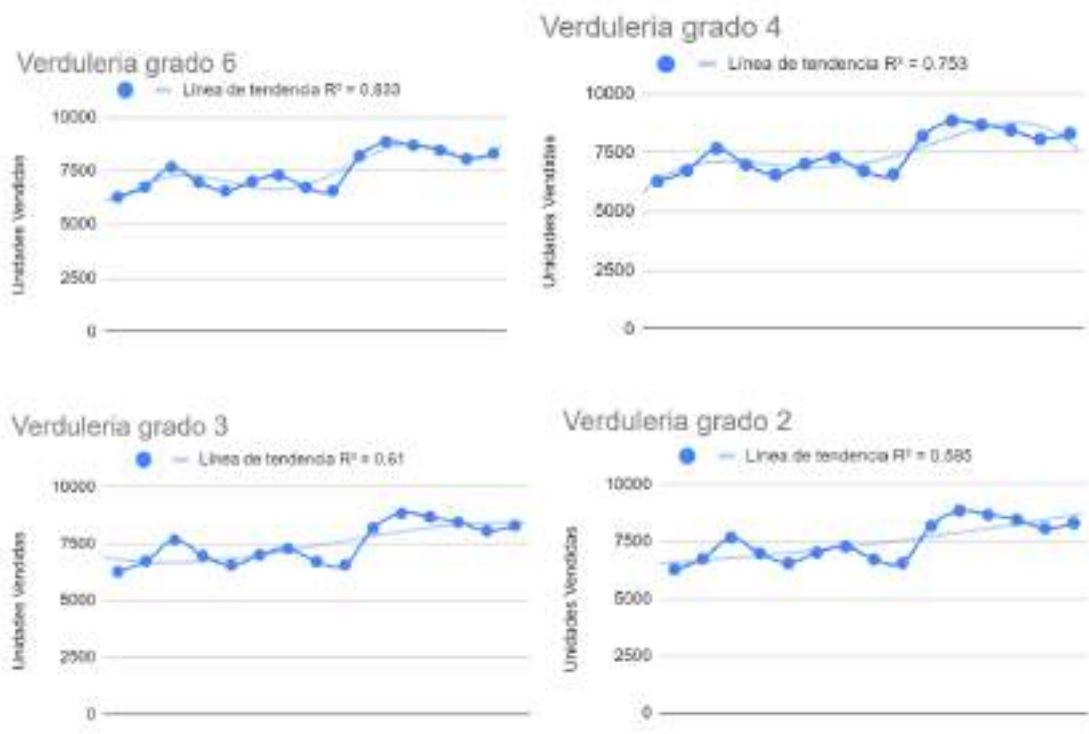
- Verdulería

Tabla Nº11: Pronósticos para diferentes grados de Regresión Polinómica en Verdulería

	Verdulería		
	r^2	Pronóstico	DMA
Regresión polinómica (grado 2)	0,5783427148	9.264	452
Regresión polinómica (grado 3)	0,5859796497	8.349	407
Regresión polinómica (grado 4)	0,7528679585	6.474	360
Regresión polinómica (grado 6)	0,8331933361	10.632	256

Fuente: elaboración propia

Gráfico Nº11: Gráficos de dispersión para los grados 6 ,4, 3 y 2 en Verdulería



Fuente: elaboración propia



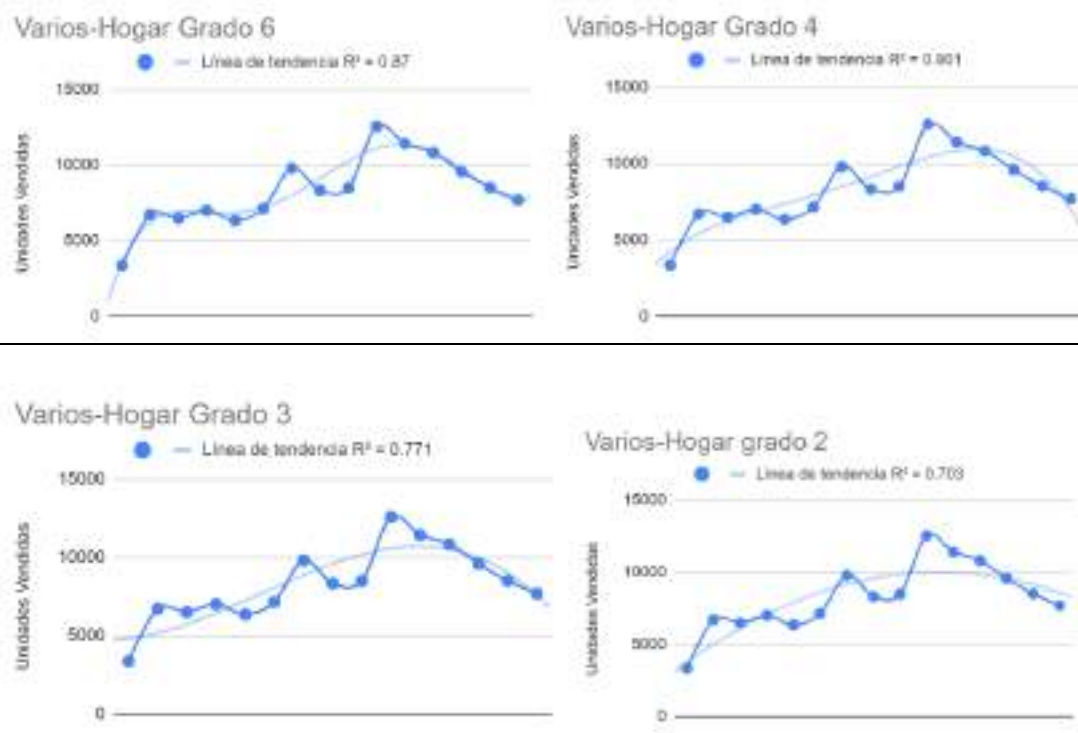
- Varios-Hogar

Tabla Nº12: Pronósticos para diferentes grados de Regresión Polinómica en Varios-Hogar

	Varios-Hogar		
	r^2	Pronóstico	DMA
Regresión polinómica (grado 2)	0,70272072	7.910	1.026
Regresión polinómica (grado 3)	0,77088942	5.584	938
Regresión polinómica (grado 4)	0,80054082	3.298	866
Regresión polinómica (grado 6)	0,86962904	8.834	535

Fuente: elaboración propia

Gráfico Nº12: Gráficos de dispersión para los Grados 6 ,4, 3 y 2 en Varios-Hogar



Fuente: elaboración propia



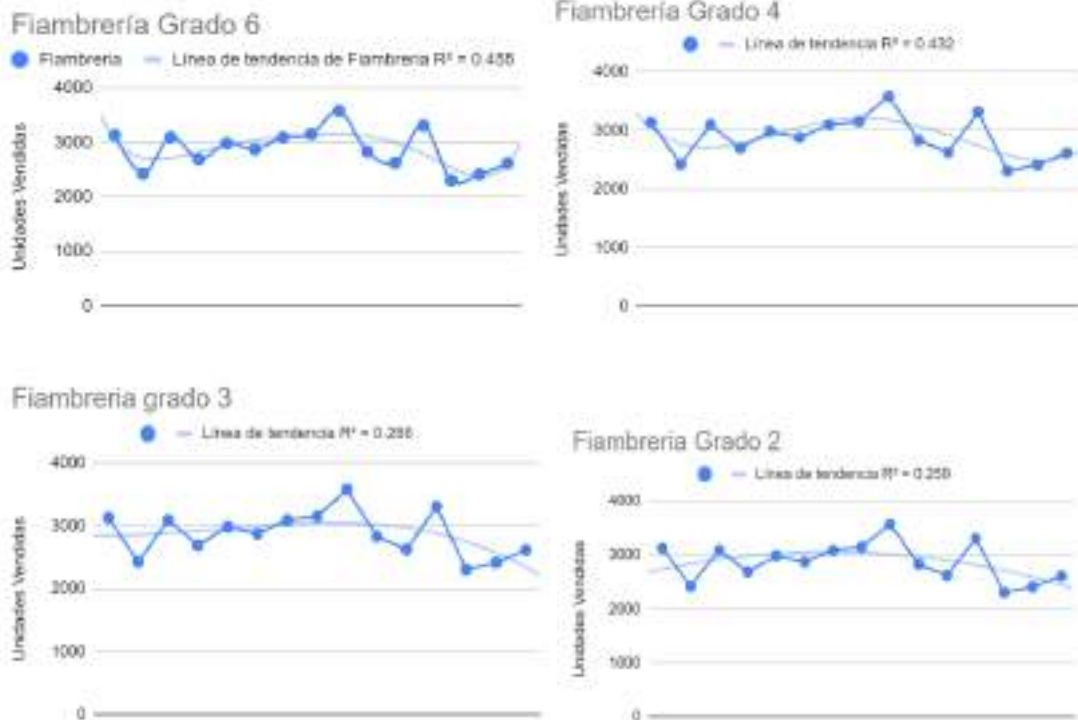
- Fiambrería

Tabla Nº13: Pronósticos para diferentes grados de Regresión Polinómica en Fiambrería

	Fiambrería		
	r ²	Pronóstico	DMA
Regresión polinómica (grado 2)	0,2586355923	2.288	256
Regresión polinómica (grado 3)	0,2859025346	2.059	256
Regresión polinómica (grado 4)	0,4320239737	2.848	212
Regresión polinómica (grado 6)	0,4547718583	3.782	197

Fuente: elaboración propia

Gráfico Nº13: Gráficos de dispersión para los grados 6 ,4, 3 y 2 en Fiambrería



Fuente: elaboración propia



Recomendaciones

Después de un análisis exhaustivo de los datos históricos de ventas y con el objetivo de lograr una gestión eficiente del inventario y mejorar la planificación de compras, se propone a “Retail” la implementación de pronósticos para estimar la demanda del próximo período. Estos ayudarán en la toma de decisiones fundamentadas, reduciendo la incertidumbre y optimizando el rendimiento económico de la empresa.

Además, se aconseja crear un sector de compras que se encuentre formalizado en el organigrama, contando así con un responsable en el área.

Al realizar el análisis de Pareto se identificaron las familias que mayores ingresos generan en la empresa, por lo tanto, se recomienda realizar un mayor seguimiento a estas. Las más significativas son “Comestibles” y “Carnicería”, que acumulan entre ambas un 61% del importe facturado. Se considera fundamental que la empresa se asegure que, al momento de registrar los datos, se utilicen unidades de medida homogéneas para su posterior análisis.

Tras evaluar diversos métodos de pronóstico, se identificó que el modelo de regresión polinomial es el que mejor se ajusta a los datos en todos los casos analizados. Este modelo tiene en cuenta las relaciones no lineales entre las variables y permite capturar mejor las tendencias y patrones de demanda, brindando resultados más precisos y confiables. Por lo tanto, se aconseja a la empresa utilizar el mismo como base para sus pronósticos de demanda futuros.

Además, se sugiere que la implementación de pronósticos esté acompañada de un continuo monitoreo y actualización de los datos, así como de una evaluación periódica de la efectividad de los pronósticos realizados. Esto permitirá ajustar y mejorar los modelos de pronóstico a medida que se obtenga nueva información y se produzcan cambios en el entorno empresarial.



Conclusiones

A partir del trabajo queda demostrada la importancia de utilizar modelos cuantitativos probabilísticos para analizar la demanda y generar pronósticos precisos en un entorno empresarial. A través del análisis de datos históricos de ventas y el uso de un software especializado, se identificaron las categorías de productos más relevantes y se evaluaron diferentes escenarios para tomar decisiones estratégicas.

Durante el desarrollo del mismo, se presentaron desafíos en relación a la calidad de los datos. Es común en la realidad que, al trabajar con una base de datos, los mismos sean poco relevantes o estén en diferentes unidades de medida. Por lo tanto, es fundamental resaltar la importancia de realizar una limpieza exhaustiva de los datos y buscar la manera de unificar el criterio al cargarlos, de modo que se puedan trabajar todos los productos o familias de manera estandarizada.

Los pronósticos generados a través de los diferentes métodos utilizados, como el promedio móvil simple, el promedio móvil ponderado, la regresión lineal y el suavizamiento exponencial, proporcionaron información valiosa para la toma de decisiones en la gestión del inventario y la planificación de compras.

Los resultados obtenidos demuestran que la aplicación de pronósticos puede ser una herramienta poderosa para fundamentar la toma de decisiones y optimizar el rendimiento económico de la organización bajo estudio.

La estandarización de los datos, junto con la implementación de modelos cuantitativos, proporcionan una base sólida para la planificación estratégica y la identificación de oportunidades de mejora.



Al implementar adecuadamente los pronósticos, el supermercado puede enfrentar de manera más eficiente los desafíos del mercado a través de una toma de decisiones objetiva basada en análisis de datos.

Referencias bibliográficas

- Budnick, F. (2007). Matemáticas aplicadas para la administración, economía y ciencias sociales.
- Eppen, Y. (2000). Investigación de operaciones en las ciencias administrativas. México DF, México. Editorial: Prentice-Hall
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2018). Metodología de la investigación. Mac Graw Hill
- Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2020). Applied linear statistical models. McGraw-Hill Education.
- Render, Stair, Hanna. (2013). Métodos cuantitativos para los negocios. Prentice Hall.
- Rodriguez, J., & Gomez, M. (2020). Análisis cuantitativo de negocios: Métodos y aplicaciones. Revista de Administración de Empresas, 45(2), 73-89.