



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO  
FACULTAD DE CIENCIAS



# Informe de Titulación por Trabajo Profesional

## Revenue Management: Una Alternativa Profesional para el Egresado de la Licenciatura en Física

Para obtener el título:

Licenciado en Física

**Presenta:**

José Miguel Rodríguez Barrera

**Asesor:**

Dra. Mirna Villavicencio Torres

Ciudad de México  
21 Febrero 2025



Universidad Nacional  
Autónoma de México



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>3</b>
1.1. Orígenes de Revenue Management . . . . .	3
1.2. ¿Qué es Revenue Management? . . . . .	4
1.3. Formación en Física como apoyo en el desarrollo dentro de Revenue Mangement. . . . .	4
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>7</b>
2.1. Optimización en precios. . . . .	7
2.2. Elasticidades. . . . .	9
2.3. Regresiones Multivariadas . . . . .	10
2.3.1. Parámetros y Significancia Estadística . . . . .	10
<b>3. Trabajo Profesional como físico en R.M.</b>	<b>15</b>
3.1. Curvas de precio intercanal . . . . .	15
3.2. Cálculo de elasticidades . . . . .	16
3.3. Diseño de portafolio. . . . .	18
3.3.1. Forecast . . . . .	18
<b>4. Caso de negocio aplicado a R.M. en PepsiCo.</b>	<b>20</b>
4.1. Desafíos de Desempeño en el Canal de Mayoreo . . . . .	20
4.2. Generación de hipótesis. . . . .	21
<b>5. Resultados y Análisis</b>	<b>26</b>
5.1. Modelos y Análisis. . . . .	26
5.2. Acciones y resultados. . . . .	30
<b>6. Conclusiones y Propuestas</b>	<b>32</b>

## **Mi Rol en Revenue Management dentro de PepsiCo México.**

Actualmente trabajo en PepsiCo México, dentro del área de Revenue Management, donde llevo tres años desempeñando un rol clave en la optimización de estrategias de precios y portafolio, con el objetivo de maximizar la rentabilidad y el crecimiento del negocio. Yo ingresé a la compañía gracias a un programa de becarios el 2 de noviembre de 2021, esto mientras estudiaba la carrera en física en la Facultad de Ciencias. Parte fundamental de las razones por las que fui elegido fue mi conocimiento en R que adquirí dentro de la optativa: 'Temas selectos de astrofísica I' y la experiencia en el análisis de datos.

Dentro de mis funciones, me especializo en el desarrollo e implementación de modelos de precios dinámicos, utilizando metodologías basadas en análisis de datos históricos, elasticidades de demanda y sensibilidad al precio.

Otro aspecto fundamental de mi rol es el diseño de estrategias promocionales y de descuentos, donde colaboro con los equipos de Marketing y Ventas para definir mecánicas que no solo impulsen el volumen de ventas, sino que también maximicen la rentabilidad de las promociones. También me encargo de la configuración y pricing de nuevos productos, asegurando que su posicionamiento en el mercado sea competitivo y alineado con los objetivos comerciales de la empresa.

Finalmente, colaboro con diferentes áreas, como Finanzas, Ventas y Marketing, para garantizar la correcta ejecución de las estrategias diseñadas y dar seguimiento a los resultados en distintos canales de distribución.

# Capítulo 1

## Introducción

En esta sección buscaremos comprender la relevancia de Revenue Management y cómo ha evolucionado, partiendo de sus orígenes y fundamentos. Nacido en la industria de las aerolíneas como una respuesta innovadora a la competencia y fluctuaciones de la demanda, el Revenue Management se ha transformado en una disciplina esencial para maximizar ingresos a través de la fijación de precios estratégicos y el análisis de patrones de consumo. Este enfoque optimiza el uso de datos y modelos matemáticos para predecir comportamientos de compra y ajustar precios en tiempo real, brindando una ventaja competitiva en mercados complejos. Y finalmente, se discutirá cómo la licenciatura en física permite desarrollar las habilidades necesarias para crecer dentro de este campo.

### 1.1. Orígenes de Revenue Management

Revenue Management surge en el ámbito de las aerolíneas tras la promulgación del Airline Deregulation Act. en 1978, dentro de los Estados Unidos. La nueva ley permitió a las aerolíneas decidir libremente los precios, tarifas, horarios y servicios de los vuelos que proporcionaban. El cambio regulatorio desató una competencia intensa entre las aerolíneas. Muchas compañías aceleraron el desarrollo de un sistema computacional de reservaciones y un sistema global de distribución, en busca de permanecer a la vanguardia del mercado aéreo comercial. Sin embargo, este mismo hecho hizo más complejo el proceso de cambios de precio. Compañías pequeñas que ahora tenían la posibilidad de fijar sus propios precios, comenzaron a bajar sus costos, lo que les permitió poco a poco ganar participación en el mercado. El dinamismo en costos abrió puertas a las familias estadounidenses a considerar viajar en avión por encima de viajar en automóvil. Al mismo tiempo, surgió un fenómeno interesante en aquellas personas de estratos sociales más altos quienes estaban dispuestos a pagar tarifas más altas con tal de tener mayor comodidad y flexibilidad en los horarios de sus vuelos. Ambos fenómenos en costos fueron fundamentales para el desarrollo de la segmentación de mercado según las necesidades del consumidor.

Robert Crandall, vice presidente de American Airlines fue pionero en el desarrollo de una de las primeras estrategias para la segmentación de mercado. El primer problema a resolver era cuantificar, por vuelo, el número de asientos sobrantes en un avión. De esta forma, era posible capitalizar la necesidad de una persona que buscaba flexibilidad en sus fechas de vuelo a la par de la posibilidad de pagar un mayor precio por el mismo boleto. En segundo de los problemas era evitar que los

pasajeros no cambiasen sus boletos de vuelo por una mejor oferta repentina. La solución propuesta era un sistema de promociones por aquellos boletos comprados con 30 días de anticipación con la condición de no ser reembolsables. El resto de pasajes, dependiendo la fecha de compra, se irían cobrando a precio proporcional ó completo del vuelo. En un inicio, la estrategia resultó exitosa, pero después de transcurrir el tiempo, comenzaron a surgir más fenómenos de costos y precios ligados a temporalidades, eventos y horarios. El resultado de estas necesidades fue DINAMO, el primer sistema de Revenue Management creado dentro de la industria capaz de hacer propuestas de costos, tarifas y descuentos según las condiciones del vuelo.

Esta historia se fue repitiendo a lo largo de los años, donde problemas relacionados con la optimización de costos, inventarios o tarifas comenzaron a cimentar los pilares del trabajo que hoy conocemos como Revenue Management.

## 1.2. ¿Qué es Revenue Management?

Revenue Management (RM), o gestión de ingresos, es una estrategia empresarial que busca maximizar los ingresos de una empresa al tomar incrementos o decrementos de precios y disponibilidad de productos o servicios en función de la demanda, el tiempo y el inventario disponible, además de considerar efectos macro-económicos. Su objetivo principal es capturar el valor de un producto dirigido a un grupo de consumidores preciso, en el momento de consumo adecuado. Según *The Theory and Practice of Revenue Management* existen tres tipos de decisiones que son responsabilidad de un equipo de R.M.

- Decisiones de portafolio: Enfocado a entender que tipo de mercado se quiere capitalizar, que tipo de productos se deben vender, definición de promociones y tipos de segmentación de clientes.
- Tomas de precio: La pregunta que se busca responder bajo esta decisión es ¿Cuál es el precio correcto para mi producto?, y en consecuencia, con el transcurso del tiempo ¿Debo incrementar o reducir el costo de mi producto?
- Decisiones cuantitativas: se refiere a entender cuando es razonable aceptar o rechazar la oferta de un producto. Además de cómo administro mi producción según mi demanda.

En el caso de una aerolínea, el Revenue Management permite vender los asientos a precios variados según el tiempo de compra, el tipo de cliente y la demanda. Esto significa que un asiento comprado con meses de anticipación puede tener un precio mucho más bajo que el mismo asiento comprado poco antes del vuelo. La aerolínea ajusta continuamente sus precios y disponibilidad de acuerdo con los pronósticos de ocupación para maximizar sus ingresos.

## 1.3. Formación en Física como apoyo en el desarrollo dentro de Revenue Management.

Este trabajo tendrá como objetivo mostrar parte de mi desarrollo profesional dentro del área de R.M. y como mi formación académica en la licenciatura en física

de la Facultad de Ciencias fue fundamental para mi crecimiento dentro del campo financiero. Tres de las habilidades, fundamentales, que me permitieron crecer en el área fueron:

- En física, se desarrollan habilidades para el análisis de datos, la elaboración de un reporte y la generación de conclusiones de datos, gracias a la experiencia de estudiar dentro de un laboratorio. Estas competencias son fundamentales en Revenue Management, un campo que depende del análisis exhaustivo de grandes volúmenes de datos para generar pronósticos precisos y optimizar la estrategia de precios. La capacidad de un físico para descomponer datos complejos y extraer información relevante resulta invaluable para enfrentar los desafíos propios de la gestión de ingresos.
- La experiencia en el uso de modelos matemáticos, y su interpretación, dota a una persona con formación en física de una notable precisión al interpretar tendencias de mercado, niveles de demanda y patrones de compra de los clientes. Esta habilidad es particularmente esencial para el uso, la aplicación y el manejo de regresiones dentro del área.
- Conocimiento en lenguajes como Python o software estadísticos como R y MATLAB facilita la implementación de algoritmos de optimización y la realización de simulaciones para la toma de decisiones en precios y reservas.
- Mi formación en matemáticas, especialmente en Cálculo y Álgebra Lineal, ha sido clave para mi desempeño en Revenue Management. El Cálculo, con su enfoque en el análisis de funciones y tasas de cambio, me permite modelar y predecir cómo reaccionan las variables de precio frente a diferentes condiciones del mercado. Por otro lado, el álgebra lineal es esencial para entender y trabajar con grandes volúmenes de datos, permitiendo la optimización de modelos complejos de precios y estrategias. Estas disciplinas han formado un pilar en mi capacidad para desarrollar un pensamiento crítico y analítico, cualidades indispensables para tomar decisiones informadas y efectivas en el área de Revenue Management.
- El concepto de elasticidad en física me permitió comprender con facilidad la elasticidad precio-demanda en economía, ya que ambos describen cómo responde un sistema ante un estímulo externo. Así como un material se deforma en proporción a la fuerza aplicada, la demanda de un producto cambia en función del precio. Además, en física existe un punto límite a partir del cual el material ya no puede regresar a su forma original e incluso puede romperse; de manera análoga, en economía también puede existir un umbral de precio a partir del cual la demanda se desploma de forma abrupta. Esta analogía facilitó el entendimiento e interpretación de modelos de sensibilidad al precio, fundamentales en la toma de decisiones dentro de Revenue Management.

En conclusión, la física y mi formación en matemáticas proporciona una base sólida en análisis cuantitativo, modelado matemático y resolución de problemas complejos, habilidades cruciales para abordar los desafíos de Revenue Management. Al aplicar estas competencias en el análisis de datos, pronósticos de demanda y optimización de precios, una persona con formación en física puede tomar decisiones

estratégicas informadas y precisas, facilitando su crecimiento y éxito en el campo de la gestión de ingresos.

# Capítulo 2

## Marco Teórico

Esta sección aborda los fundamentos de la optimización de precios y la elasticidad de la demanda, temas centrales para maximizar los ingresos en función de la sensibilidad del consumidor a los cambios de precio. El problema de optimización se formula con el objetivo de maximizar la contribución, entendida como los ingresos totales menos los costos incrementales de ventas.

Se introducen elementos clave como la función de respuesta al precio y la elasticidad, cuya comprensión resulta crucial en la industria para ajustar precios estratégicamente. Finalmente, se resuelve el modelo de optimización para un solo producto en un mercado sin restricciones de oferta, destacando condiciones esenciales de optimalidad.

### 2.1. Optimización en precios.

Un componente clave en Revenue Management es la optimización de precios en función de la ganancia de la demanda de un producto o servicio, un análisis basado en las llamadas **curvas de respuesta al precio** (curva rp) Figura 2.1. Estas curvas se ajustan no sólo al precio, sino también al segmento de mercado, canal de compra y características específicas del producto, por lo que deben modelarse para cada caso particular. Es importante señalar que las curvas de respuesta al precio difieren de las curvas de demanda de mercado; mientras las primeras reflejan la respuesta de un segmento específico ante variaciones de precio, las segundas describen el comportamiento general del mercado frente a esos cambios.

Teóricamente, en un mercado ideal los precios de un vendedor deberían permanecer iguales o por debajo del promedio del mercado; de lo contrario, la demanda tendería a cero. Las curvas de respuesta al precio, por su parte, son especialmente útiles para las empresas, ya que permiten identificar los precios óptimos que maximizan ingresos sin perder competitividad. El comportamiento típico de una curva de este tipo suele ser representada como una curva decreciente como se muestra en la Figura 2.1. El caso donde la curva se mantenga constante en demanda al aumentar de precio es conocido como un monopolio.

Las propiedades que deben cumplir las curvas de respuestas de precio son las siguientes:

- No toma valores negativos en el dominio: se asume que todos los precios son mayores iguales a cero.

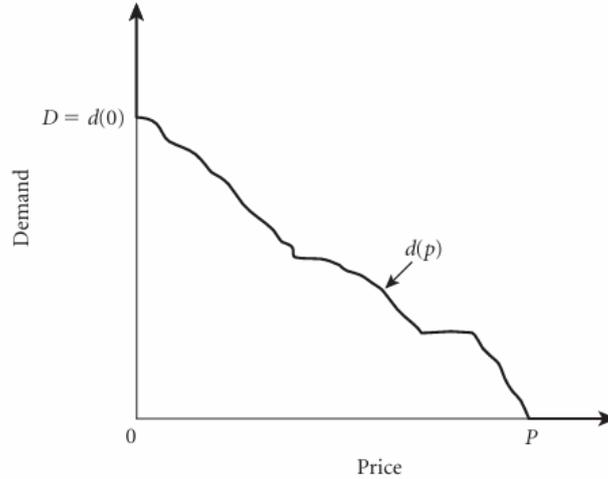


Figura 2.1: Ejemplo de curva de respuesta a precio. Robert Phillips - Pricing and Revenue Optimization Pag 40.

- No negativa: Se asume que la demanda nunca puede ser menor a 0.
- Continuas: Se asume que, en general, no hay brincos o espacios entre la respuesta del mercado a los precios.
- Diferenciables: se refiere a que la curva sea suave.
- Función monótona decreciente: Se asume que para todo  $p_1 < p_2$  se tiene que  $d(p_1) > d(p_2)$

Sí bien la demanda del producto siempre es decreciente, el efecto que genera dentro de las ganancias de una empresa, es muy diferente y la pregunta que se abre a responder es, ¿mi incremento en precio cubrirá la caída en unidades que generará?

### Métricas de sensibilidad de precio.

Dada una función de demanda  $d(p)$  podemos hacer una estimación de la tasa de cambio de la demanda según el cambio de precio.

$$\delta(p_1, p_2) = \frac{d(p_2) - d(p_1)}{(p_2 - p_1)} \quad (2.1)$$

Donde  $\delta(p_1, p_2)$ , por las propiedades y condiciones que tiene la función de demanda, debe ser forzosamente menor o igual a cero. Para un caso aproximado, la ecuación (2.1) nos puede dar un coeficiente que nos permita medir el cambio de demanda según el cambio de precio.

$$\delta(p_1, p_2)(p_2 - p_1) = d(p_2) - d(p_1) \quad (2.2)$$

La ecuación (2.1) puede refinarse tomando el caso límite con  $p_2 = p_1 + h$  y  $h \rightarrow 0$  y entonces llegar a la definición de la derivada.

$$\frac{\mathbf{d}(d)}{\mathbf{d}p} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{d(p_1 + h) - d(p_1)}{h} \quad (2.3)$$

## 2.2. Elasticidades.

Hemos revisado un método de medición de demanda y una forma de cuantificar el cambio de demanda según el cambio de precio. Dentro de la industria, la forma más común de medir el impacto en demanda a raíz de un cambio de precio es a través de la elasticidad de la demanda. La **elasticidad** de la demanda es un coeficiente que nos indica la variación porcentual que experimenta la demanda en respuesta a la variación porcentual que experimenta el cambio en precio.

$$E_d = \frac{\% \Delta U}{\% \Delta P} \quad (2.4)$$

Tomando la definición de variación porcentual, podemos reescribir la ecuación 2.4 como:

$$E_d = \frac{\% \Delta U / U}{\% \Delta P / P} = \frac{P \Delta U}{U \Delta P} \quad (2.5)$$

Ahora bien, algunas observaciones importantes sobre esta variable son las siguientes: la elasticidad suele ser *negativa* cuando se analiza un *incremento en el precio*, ya que, en general, un aumento en el precio provoca una disminución en la cantidad demandada. Sin embargo, existen situaciones en las que el coeficiente puede ser *positivo*. Un ejemplo claro ocurre cuando, en lugar de tomar como referencia el precio directamente, se considera la *cantidad de producto ofrecido* por ese precio. Por ejemplo, si una empresa vende una botella de agua de 600 ml a \$10, se puede calcular el precio por mililitro. Si la compañía desea incrementar su margen sin mover el punto de precio de \$10, tiene la opción de *reducir el volumen de agua por botella*. Esta estrategia implica un ajuste indirecto del precio por unidad, generando un efecto en la elasticidad opuesto al de un aumento de precio directo. En este caso, al *reducir la cantidad*, debería esperarse una *disminución en la demanda*, mientras que al *aumentar la cantidad ofrecida*, la demanda tendería a crecer.

Tomando el caso de la elasticidad por precio, vale la pena revisar los 2 casos que resultan de la ecuación 2.4:

- Elasticidad mayor o igual a 1 ( $E_p \geq 1$ ): En este caso, el incremento en precio compensa o supera la pérdida de ingresos provocada por la caída en volumen, generando un efecto positivo o neutro en la ganancia total.
- Elasticidad menor a 1 ( $E_p < 1$ ): En este escenario, la caída en unidades vendidas supera el beneficio del aumento de precio, resultando en una disminución en los ingresos totales.

Retomando la primera sección, donde se abordaron las curvas de respuesta al precio, es importante señalar que la elasticidad que estamos calculando es de carácter local, ya que depende exclusivamente de los dos puntos específicos utilizados como referencia. Esto se vuelve evidente si consideramos el primer método que revisamos para cuantificar la sensibilidad al precio a partir de una curva de respuesta al precio (RP), en el cual el cálculo se basa en la variación observada en un intervalo acotado de precios y demanda.

## 2.3. Regresiones Multivariadas

La **regresión** es un método conceptualmente sencillo para analizar las relaciones funcionales entre variables. Consiste en expresar la relación entre una variable dependiente, o de respuesta, ( $Y$ ) y una o más variables explicativas o predictoras ( $X_1, X_2, \dots, X_p$ ), mediante un modelo matemático. Por ejemplo, puede usarse para analizar cómo el precio de una vivienda depende de sus características físicas y los impuestos asociados, o cómo el consumo de cigarrillos está relacionado con factores socioeconómicos y demográficos como la edad, la educación, los ingresos y el precio de los cigarrillos.

El modelo general de regresión incluye un término de error aleatorio ( $\epsilon$ ), que representa la discrepancia entre el modelo y los datos reales:

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_p) + \epsilon$$

Un caso particular es el modelo de regresión lineal, donde la relación se aproxima como una combinación lineal de las variables predictoras:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \epsilon$$

Aquí, los coeficientes ( $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ ) son parámetros desconocidos que se estiman a partir de los datos. Las variables predictoras también se denominan variables explicativas, covariables, factores o regresores, aunque el término “variables independientes” es menos preciso, ya que estas variables rara vez son completamente independientes entre sí.

### 2.3.1. Parámetros y Significancia Estadística

En una regresión, es necesario utilizar parámetros para evaluar la calidad y confiabilidad del modelo de regresión ajustado, así como la relación entre las variables independientes (predictoras) y la variable dependiente (resultado). Los principales estadísticos que se analizan en una regresión son los siguientes:

#### 1. Coeficientes de regresión ( $\beta$ )

Los coeficientes de regresión son los valores que determinan cómo cada variable independiente influye en la variable dependiente. Cada coeficiente representa la *pendiente* de la relación entre una variable independiente y la dependiente, manteniendo constantes las demás variables.

**Cómo se analizan:** Un coeficiente significativo sugiere que la variable predictora tiene un impacto importante sobre el resultado. Su signo (positivo o negativo) indica la dirección de esta relación.

#### 2. Valor p (p-valor)

Dentro del análisis estadístico de modelos de regresión, el *valor-p* (o *p-valor*) es una herramienta fundamental para evaluar la significancia estadística de los coeficientes estimados. Este valor representa la probabilidad de obtener un resultado igual o más extremo que el observado, bajo el supuesto de que la hipótesis nula sea verdadera.

En el caso de una regresión lineal, la hipótesis nula usualmente plantea que el coeficiente asociado a una variable independiente es igual a cero, es decir, que dicha variable no tiene un efecto significativo sobre la variable dependiente. Matemáticamente, esto se expresa como:

$$H_0 : \beta_i = 0 \quad \text{vs} \quad H_a : \beta_i \neq 0$$

Para evaluar esta hipótesis, se utiliza el estadístico  $t$  calculado como:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i - 0}{SE(\hat{\beta}_i)}$$

donde  $\hat{\beta}_i$  es el coeficiente estimado y  $SE(\hat{\beta}_i)$  su error estándar. A partir de este valor  $t$ , se calcula el valor-p correspondiente, considerando una distribución  $t$  de Student con  $n - k$  grados de libertad, siendo  $n$  el número de observaciones y  $k$  el número de parámetros estimados.

El valor-p permite determinar si el efecto observado es estadísticamente significativo, de acuerdo con los siguientes criterios generalmente aceptados:

- **Valor-p ¡0.01:** evidencia muy fuerte contra la hipótesis nula.
- **Valor-p ¡0.05:** evidencia moderada contra la hipótesis nula.
- **Valor-p  $\geq 0.05$ :** no se rechaza la hipótesis nula.

Por lo tanto, un **valor-p pequeño** indica que es poco probable que el coeficiente observado sea resultado del azar, y que probablemente existe una relación significativa entre la variable explicativa y la variable de interés.

Este análisis resulta particularmente útil al interpretar modelos de *pricing* y demanda, donde identificar correctamente las variables que afectan significativamente las ventas permite desarrollar estrategias más precisas y efectivas.

### 3. R-cuadrado ( $R^2$ )

Dentro del análisis de regresión, el coeficiente de determinación, conocido como  $R$ -cuadrado ( $R^2$ ), es una medida que indica qué proporción de la variabilidad total de la variable dependiente puede explicarse por el modelo. Es uno de los principales indicadores del ajuste del modelo, y su valor se encuentra entre 0 y 1.

Desde un punto de vista geométrico,  $R^2$  representa el grado de cercanía de los puntos observados a la recta (o superficie) de regresión. Matemáticamente, se define como:

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{\text{res}}}{SS_{\text{tot}}}$$

donde:

- $SS_{\text{res}}$  es la suma de los cuadrados de los residuos (error no explicado por el modelo),
- $SS_{\text{tot}}$  es la suma total de los cuadrados (variabilidad total de los datos).

El valor de  $R^2$  puede interpretarse como el porcentaje de la variabilidad de la variable dependiente que es explicada por el conjunto de variables independientes incluidas en el modelo.

Por ejemplo, si se obtiene un  $R^2 = 0,82$ , significa que el 82% de la variación en la variable dependiente puede explicarse a través del modelo de regresión, mientras que el 18% restante se debe a factores no incluidos o aleatorios.

Cuando se trabaja con múltiples variables explicativas, es preferible utilizar el  $R$ -cuadrado ajustado, que penaliza al modelo por cada variable adicional que no mejora significativamente la capacidad explicativa. Se calcula como:

$$R_{\text{ajustado}}^2 = 1 - \left( \frac{SS_{\text{res}}/(n - k - 1)}{SS_{\text{tot}}/(n - 1)} \right)$$

donde:

- $n$  es el número de observaciones,
- $k$  es el número de variables explicativas.

Este valor es especialmente útil para comparar modelos con diferente número de variables, ya que evita la sobrestimación del ajuste que puede ocurrir al incluir variables irrelevantes.

Un valor alto de  $R^2$  no implica necesariamente que el modelo sea correcto o útil desde el punto de vista práctico; simplemente indica qué tan bien se ajusta el modelo a los datos. La interpretación de  $R^2$  debe complementarse con otras métricas como el análisis de residuos, los valores- $p$  de los coeficientes y el conocimiento del contexto del problema.

## 5. F-estadístico

En el contexto de los modelos de regresión, el estadístico F se utiliza para evaluar si el conjunto de variables explicativas incluidas en el modelo aporta información significativa para explicar la variación en la variable dependiente. Específicamente, permite contrastar la hipótesis nula que establece que todos los coeficientes de las variables independientes son iguales a cero, contra la alternativa de que al menos uno de ellos es diferente de cero.

El estadístico F se define como el cociente entre la varianza explicada por el modelo y la varianza residual, ajustadas por sus respectivos grados de libertad. Su expresión general es la siguiente:

$$F = \frac{(SS_{\text{reg}}/k)}{(SS_{\text{res}}/(n - k - 1))}$$

donde:

- $SS_{\text{reg}}$  es la suma de cuadrados explicada por el modelo (regresión),
- $SS_{\text{res}}$  es la suma de cuadrados del residuo (error),
- $n$  es el número total de observaciones,
- $k$  es el número de variables explicativas.

El valor calculado de  $F$  se compara con el valor crítico de una distribución  $F$  de Snedecor con  $k$  y  $n - k - 1$  grados de libertad. Un valor elevado del estadístico  $F$  indica que el modelo como conjunto tiene poder explicativo significativo, es decir, que al menos una de las variables incluidas tiene una contribución relevante en la explicación de la variable dependiente.

El valor  $p$  asociado al estadístico  $F$  permite evaluar esta significancia de manera probabilística. Si dicho valor  $p$  es menor al nivel de significancia previamente establecido (por ejemplo, 0.05

## 6. Prueba de multicolinealidad (VIF)

La multicolinealidad es un fenómeno que ocurre cuando dos o más variables explicativas dentro de un modelo de regresión están altamente correlacionadas entre sí. Esta situación puede inflar los errores estándar de los coeficientes, haciendo que los mismos parezcan no significativos aun cuando en realidad sí lo sean, además de generar inestabilidad en las estimaciones.

Una de las herramientas más utilizadas para detectar multicolinealidad es el Factor de Inflación de la Varianza (VIF, por sus siglas en inglés). El VIF cuantifica cuánto se incrementa la varianza de un coeficiente estimado debido a la colinealidad con las demás variables explicativas. Matemáticamente, el VIF para una variable explicativa  $X_j$  se define como:

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}$$

donde  $R_j^2$  es el coeficiente de determinación obtenido al realizar una regresión auxiliar de  $X_j$  contra todas las demás variables independientes del modelo.

El valor mínimo posible del VIF es 1, lo cual indica ausencia de colinealidad. A medida que el VIF crece, aumenta la severidad del problema. En la práctica, se considera que existe colinealidad moderada cuando el VIF supera el valor de 5, y colinealidad severa cuando es mayor a 10. En esos casos, es recomendable revisar la pertinencia de las variables involucradas, eliminar algunas de ellas o aplicar técnicas de regularización.

Detectar y corregir la multicolinealidad mejora la estabilidad y la interpretabilidad del modelo, especialmente en contextos donde se busca inferencia precisa sobre el impacto individual de cada variable explicativa.

## 7. Residuos (errores)

En un modelo de regresión, los residuos representan la diferencia entre los valores observados de la variable dependiente y los valores estimados por el modelo. Es decir, cada residuo es el error de predicción cometido por el modelo en una observación particular. Matemáticamente, el residuo para la observación  $i$  se define como:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

donde  $y_i$  es el valor real observado y  $\hat{y}_i$  es el valor estimado por el modelo.

El análisis de los residuos es fundamental para evaluar la validez de los supuestos del modelo. Idealmente, los residuos deben tener media cero, varianza constante

(homocedasticidad), ser independientes entre sí y seguir una distribución aproximadamente normal. Cualquier desviación sistemática en los residuos puede indicar problemas como especificación incorrecta del modelo, omisión de variables relevantes, presencia de valores atípicos, heterocedasticidad o autocorrelación.

Una forma común de evaluar el comportamiento de los residuos es a través de gráficos, como el gráfico de residuos versus valores ajustados, el cual permite identificar patrones no aleatorios que podrían sugerir una mala especificación funcional del modelo. También se utilizan histogramas o gráficos Q-Q para verificar la normalidad de los errores.

El análisis riguroso de los residuos permite no solo validar los supuestos estadísticos del modelo, sino también identificar oportunidades para mejorar su especificación y capacidad predictiva.

## 8. Coeficientes de correlación.

La correlación es una medida estadística que permite cuantificar la intensidad y dirección de la relación lineal entre dos variables numéricas. Se expresa mediante el coeficiente de correlación de Pearson, el cual toma valores entre -1 y 1. Un valor cercano a 1 indica una relación lineal positiva fuerte, es decir, que a mayores valores de una variable tienden a corresponder mayores valores de la otra. Un valor cercano a -1 sugiere una relación lineal negativa fuerte, donde un aumento en una variable se asocia con una disminución en la otra. Un valor cercano a 0 implica ausencia de relación lineal aparente.

El coeficiente se calcula a partir de la covarianza entre las dos variables, normalizada por sus desviaciones estándar. Su expresión es:

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

donde  $x_i$  y  $y_i$  representan los valores de cada variable,  $\bar{x}$  y  $\bar{y}$  sus medias respectivas, y  $n$  el número de observaciones.

La interpretación del coeficiente de correlación debe realizarse con cautela. Correlación no implica causalidad, y una relación aparente entre dos variables puede deberse a factores no observados o a coincidencias estadísticas. Además, esta medida solo captura relaciones lineales; por lo tanto, no es adecuada para identificar dependencias no lineales.

En el contexto del análisis de datos para decisiones comerciales, la correlación es útil para identificar posibles relaciones entre variables como precios, volúmenes, promociones o distribución. Su aplicación permite detectar patrones iniciales que pueden ser explorados más profundamente mediante modelos de regresión o análisis multivariado.

En resumen, los estadísticos de una regresión ofrecen información sobre la calidad y validez de un modelo. Un análisis cuidadoso de estos estadísticos es esencial para tomar decisiones informadas sobre la fiabilidad del modelo y las relaciones entre las variables.

# Capítulo 3

## Trabajo Profesional como físico en R.M.

Este apartado presenta las actividades desarrolladas en el área de Revenue Management dentro de una empresa de consumo masivo. Se describen responsabilidades vinculadas con la medición de curvas intercanal, el cálculo de elasticidades, el diseño de portafolios y la elaboración de proyecciones de impacto financiero, destacando el uso de herramientas cuantitativas para la toma de decisiones estratégicas.

### 3.1. Curvas de precio intercanal

**Curva intercanal.** Se define como la relación que describe cómo varían las ventas en un canal específico en función del precio al que se comercializa el mismo producto en otro canal distinto. Esta curva permite analizar el fenómeno de los cruces entre cadenas, ya que revela el grado en que las ventas de un canal se ven afectadas por los precios de canales con mayor capacidad de compra o descuentos. Es una herramienta clave para estudiar dinámicas de reventa y optimizar estrategias de pricing entre canales.

PepsiCo, como proveedor de productos para diferentes niveles de consumo, atiende una amplia variedad de canales de venta, que incluyen supermercados, tiendas tradicionales (de esquina), mayoristas, tiendas de conveniencia, restaurantes, entre otros. Es común que el mismo producto se comercialice a distintos precios para cada canal debido a acuerdos comerciales diseñados para incentivar la compra al mayoreo. Sin embargo, esta práctica puede generar problemas, como la reventa de productos desde canales grandes hacia tiendas más pequeñas, lo que dificulta mantener un control efectivo sobre la distribución y los márgenes. Existen 3 puntos de precios que la empresa debe declarar con cada cliente.

- SDV (store door value): se refiere al precio que le da la compañía a sus productos.
- SDV C.I. (SDV con IEP): se refiere al precio que da la compañía considerando el impuesto IEPS. (Impuesto Especial sobre Producción y Servicios: impuesto que grava alcoholes y cervezas, refrescos y otras bebidas con azúcares, tabacos y alimentos con alto contenido calórico).

- SRP (suggested retail price): es el precio sugerido que le damos al cliente para que venda el producto.

Una solución inicial para mitigar este problema está en partir de un mismo SDV para todas las cadenas, sin embargo, existen circunstancias donde el precio de un mismo producto para diferentes canales no deba o no pueda ser el mismo. Por lo que se busca respetar en cada construcción de precios es que el margen de ganancia de cada cliente (*MD*: Markdown) sea suficiente para que el precio de venta al consumidor SRP siempre supere el precio al que la compañía vende el producto (SDV C.I.). Las relaciones de precios se definen de la siguiente manera:

$$SRP = \frac{SDV C.I.}{1 - MD} \quad (3.1)$$

De esta forma, en el peor de los casos donde  $MD=0$ , el precio de reventa de aquellas cadenas grandes, sea el mismo que el precio al que una tienda de conveniencia compra el producto a la compañía.

Bajo ciertas condiciones controladas, los cruces entre cadenas pueden representar una oportunidad, funcionando como una fuerza adicional de distribución del producto, que suele activarse para temporadas de alta rotación o promocionales.

Dado que el fenómeno de los cruces está relacionado con los precios, surge una pregunta clave: *¿es posible calcular el punto de precio para P2 que maximice las ventas en el canal donde se origina la reventa?*

Para responder a esta pregunta, se realiza un análisis de regresión considerando las siguientes variables:

- Factores internos del producto,
- Ventas en el canal donde ocurre la reventa,
- Los precios *SDVC.I.* y *SRP*,
- Precios del mercado,
- Variables de ajuste estacional para desestacionalizar la serie temporal.

Una vez identificado un modelo que se ajuste adecuadamente al fenómeno y cumple con los supuestos estadísticos, se lleva a cabo una simulación de precios para *SRP*, imponiendo como restricción que *SRP* no sea mayor a *SDVC.I.*. Esto permite determinar el precio óptimo de *SRP* dentro de un escenario donde las demás variables permanecen constantes.

Para este análisis, se utilizan herramientas como **Alteryx** para el procesamiento de datos y **R** para la construcción de modelos y análisis de regresión. Estas herramientas permiten simular escenarios y tomar decisiones informadas que optimicen la gestión de precios y mitiguen los riesgos asociados a la reventa entre canales.

## 3.2. Cálculo de elasticidades

En las empresas de consumo masivo, la elasticidad precio de la demanda es una herramienta crucial para tomar decisiones estratégicas de pricing. Permite medir la sensibilidad de la demanda ante cambios en los precios, facilitando la identificación

de puntos de equilibrio que maximicen los ingresos sin afectar drásticamente las ventas. Comprender y gestionar la elasticidad es fundamental para optimizar las estrategias comerciales, especialmente en mercados competitivos.

### Estimación de la elasticidad

Para calcular la elasticidad, se utilizan técnicas de regresión lineal multivariada. Estas regresiones incorporan variables como la distribución del producto, inventarios, precios de competidores y factores estacionales. Sin embargo, el precio del producto es la variable fundamental, mientras que la cantidad vendida (demanda) actúa como variable dependiente.

$$U_j = \beta_0 + \beta_1(p_j) + \beta_2(d_j) + \beta_3(I_j) + \beta_4(C_j) + \sum_{i=1}^{11} d_i(m_i) + \epsilon \quad (3.2)$$

Donde,  $p_j$  es el precio del producto en cuestión,  $d_j$  es la distribución,  $I_j$  son los inventarios que hay en almacén,  $C_j$  el precio de la competencia,  $m_j$  son los coeficientes estacionales de la regresión,  $\beta_i$  son los coeficientes de la regresión de cada una de las variables y  $d_i$  son variables dicotómicas que se describen como:

$$d_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$$

El proceso de estimación compara la demanda real después de un incremento de precio con la demanda teórica proyectada sin ese incremento.

$$\% \Delta U = \frac{U_m - U_r}{U_r} * 100 \quad (3.3)$$

Con  $U_m$  la demanda modelada y  $U_r$  la demanda real. La diferencia porcentual en las cantidades vendidas se divide entre la variación porcentual del precio, proporcionando el valor de la elasticidad. Este cálculo refleja la sensibilidad del mercado ante cambios de precio.

$$\epsilon = \frac{\% \Delta U}{\% \Delta P} \quad (3.4)$$

### Validación y actualización de la elasticidad

Cada valor de elasticidad se acompaña de un margen de error, determinado por la significancia estadística del modelo. Herramientas como **R** y **Alteryx** permiten procesar grandes volúmenes de datos y ejecutar estas regresiones de manera eficiente.

La elasticidad se actualiza periódicamente con nuevas observaciones de ventas, creando una serie temporal de elasticidades. Esto facilita el seguimiento del comportamiento de la demanda ante sucesivos cambios de precio, ayudando a definir una curva de elasticidad que orienta decisiones estratégicas a largo plazo.

Este enfoque resalta la relevancia práctica de las elasticidades en la gestión empresarial y optimización de precios.

### 3.3. Diseño de portafolio.

**Portafolio de negocios.** Conjunto de productos o marcas que una empresa ofrece en el mercado, estructurado estratégicamente para atender distintas necesidades de consumo, niveles de precio y segmentos de clientes, con el objetivo de maximizar la cobertura, eficiencia y rentabilidad.

En empresas de consumo masivo, la arquitectura de portafolio es esencial para ofrecer una gama de productos que satisfagan las necesidades del consumidor en diversos puntos de venta. Comprender el comportamiento del cliente permite diseñar portafolios estratégicos que maximicen la cobertura de mercado, optimizando tanto la oferta como los ingresos. Este proceso se basa en un análisis estructurado y sistemático que incluye los siguientes pasos:

- **Medición del rendimiento del portafolio:** Se analizan las ventas actuales y se identifican oportunidades de mejora.
- **Identificación de necesidades o problemas específicos:** Se definen objetivos claros que aborden carencias del mercado o demandas insatisfechas.
- **Generación de hipótesis:** Se formulan suposiciones basadas en datos históricos y observaciones del comportamiento del consumidor.
- **Elaboración de un caso de negocio:** Se sustenta la propuesta con información obtenida a partir de encuestas de consumidores y análisis de mercado.
- **Desarrollo de iniciativas de solución:** Se proponen acciones concretas para optimizar la oferta del portafolio.
- **Validación interna:** Las iniciativas se presentan en foros internos para obtener retroalimentación y aprobación.
- **Desarrollo de productos:** Se implementan las iniciativas aprobadas, enfocándose en el diseño o ajuste de productos específicos.

Este enfoque estructurado permite cubrir todas las ocasiones de consumo, ofrecer productos en diferentes puntos de precio y satisfacer diversos gustos del consumidor. El objetivo principal es entregar el producto adecuado a la persona correcta en el momento preciso, asegurando una experiencia de compra coherente y alineada con las expectativas del mercado.

#### 3.3.1. Forecast

**Forecast (proyección).** Estimación cuantitativa que anticipa el comportamiento futuro de variables clave como ventas, ingresos o volúmenes, con base en datos históricos y modelos estadísticos. En el contexto del trabajo, el forecast permite evaluar el impacto financiero de decisiones de pricing y portafolio antes de su ejecución.

### Fases del proceso de Forecasting en Pricing

1. Definición de la estrategia de precios: Antes de realizar cualquier proyección es necesario diseñar y validar la estrategia de precios basada en modelos de optimización. Esto incluye la selección de productos que se verán afectados, el análisis de la competencia, y la determinación de los nuevos niveles de precio en función de objetivos comerciales específicos.
2. Consolidación de datos: Se integran múltiples fuentes de información para alimentar el modelo de forecast. Este proceso se realiza a través de herramientas como **R** y **Alteryx**, consolidando:
  - Elasticidades de la demanda: Se consideran los valores de elasticidad previamente calculados, que reflejan la sensibilidad de la demanda ante cambios en el precio.
  - Precios antiguos y nuevos: Se incorporan los precios vigentes y los proyectados para estimar la variación esperada en las ventas.
  - Modelos financieros: Se aplican modelos que simulan la proyección de ventas futuras, considerando los efectos del ajuste de precios.
  - Costos generales por producto: Se integran los costos asociados a cada producto, lo que permite calcular la ganancia neta de manera más precisa.
3. Ejecución del modelo: Una vez consolidados los datos, se ejecutan los modelos de pronóstico para generar estimaciones de ventas y rentabilidad. Se simulan diversos escenarios, lo que facilita la evaluación de diferentes estrategias de precios en función de posibles cambios en la demanda.
4. Visualización de resultados: Los resultados obtenidos del forecast se exportan a plataformas de visualización como **Power BI** o **Excel**, donde se realizan cálculos adicionales y se presentan métricas clave como:
  - Venta bruta estimada.
  - Venta neta proyectada.
  - Volumen en piezas.
  - Incrementales en ventas y ganancias.

### Importancia del Forecasting en Pricing

El proceso de forecasting no solo ofrece una proyección cuantitativa, sino que también proporciona un marco analítico para evaluar el impacto financiero de los cambios de precios. Al anticipar la respuesta del mercado y estimar los resultados económicos, las empresas pueden ajustar sus estrategias de manera proactiva, asegurando un balance óptimo entre rentabilidad y competitividad.

# Capítulo 4

## Caso de negocio aplicado a R.M. en PepsiCo.

Con el objetivo de desarrollar y contextualizar los conceptos teóricos que discutimos en los capítulos anteriores, plantearemos un escenario práctico basado en un caso de negocio. Este enfoque permite integrar de manera natural las herramientas analíticas y teóricas en una situación real, destacando su aplicabilidad y relevancia en el ámbito profesional. Los datos que se analizaron dentro del caso de negocio son reales y fueron obtenidos de las fuentes de información oficiales de PepsiCo. Por temas de confidencialidad, renombraremos a los productos y a las marcas involucradas en el análisis de información.

### 4.1. Desafíos de Desempeño en el Canal de Mayoreo

Como ya hemos mencionado, existen diferentes canales de venta en el negocio del consumo masivo. Uno particularmente importante es el canal Mayorista, donde su principal característica radica en el beneficio al precio por kg que aumenta según el volumen de venta. Para la empresa, el canal tiene un peso relevante en venta dentro del segmento de galleta, sin embargo, durante muchos años ha existido la oportunidad al tener la venta anidada dentro 6 diferentes productos que prácticamente conforman el 50 % del total. Dicho lo anterior, es natural hacer la pregunta, ¿es malo tener anidada la venta de un canal en solo unos cuantos productos? La respuesta corta es sí, dado que cualquier afectación en el rendimiento de estos pilares representa una pérdida importante dentro del negocio. Esto es lo que nos lleva a revisar el siguiente caso.

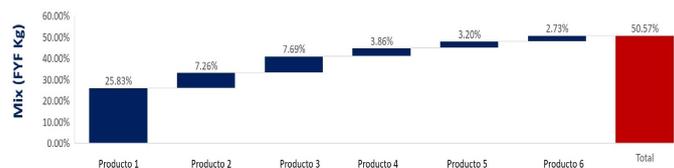


Figura 4.1: Porcentaje de la venta que representa cada uno de los top 6 productos. Fuente de información: *ISCAM FEB. 2024 CATEGORÍA DE GALLETA.*

A inicios del año 2023, Gamesa tuvo una afectación en la venta del producto

número 1 dentro del canal de WHSL. Antes de continuar, es importante definir como concluimos si un producto ha tenido un buen rendimiento o no. La metodología que se sigue para medir el rendimiento de la venta de un producto es a través de la comparación del año actual contra los años anteriores, dado que cada año se pone como objetivo tener un crecimiento. En la figura 4.2, lo que vemos es una comparación entre la venta en pesos y en unidades de nuestro producto número 1 representado por las barras azules. En color rojo se encuentra la venta pesos y unidades de todos aquellos productos que compiten dentro de la misma categoría de galleta. Es claro que el producto número 1 tuvo un mal rendimiento en venta pesos y unidades contra los años anteriores hasta llegar a 2024 dónde definitivamente quedó por debajo. Sin embargo, la competencia, aunque había tenido menores crecimientos durante 2023, parecía remontar durante 2024.

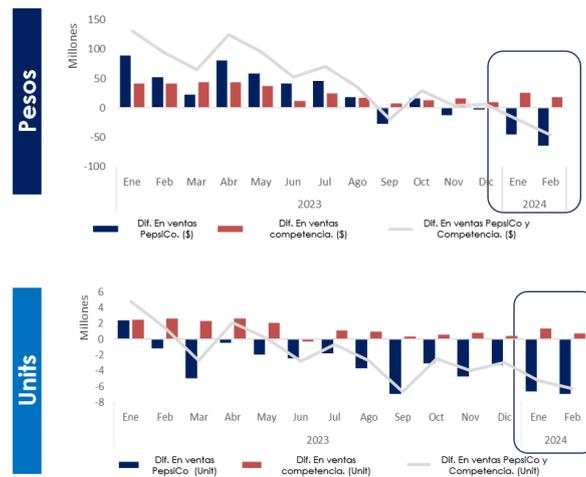


Figura 4.2: Diferencia de la venta pesos y unidades 2024 contra 2023 del producto 1. Fuente de información: *ÍSCAM FEB. 2024 CATEGORÍA DE GALLETA*”

A partir de esta revisión surgen las preguntas, ¿qué causa este comportamiento en la venta?, ¿es un efecto ocasionado por la alza en precios?, ¿es un efecto ocasionado por la estrategia de venta planeada por la competencia?, ¿ó es un efecto debido al contexto macro-económico del país? Es difícil dar una respuesta sin antes hacer algunas hipótesis que nos den paso a tener un análisis más robusto dentro de una regresión.

## 4.2. Generación de hipótesis.

Validar las hipótesis estadísticas es un paso fundamental para asegurar que la regresión lineal sea confiable y significativa. Por lo que iremos revisando las posibles variables que hayan influido en el rendimiento justificando hasta cierto punto su consideración en el modelo.

### Incremento en precio de la canasta básica.

Dentro del mayoreo, los vendedores y compradores, así como en los supermercados, comercializan más de un tipo de producto, es decir, funcionan como un proveedor de productos de primera necesidad como: aceite, papel, leche, tortilla, frijol, galletas,

botana, etc.. Esto es relevante porque el aumento en productos de primera necesidad puede redistribuir el presupuesto de un mayorista, dando preferencia en compra a los productos que tienen mayor impacto en el consumo de las personas. Esto se traduce en el impacto de la venta en categorías con menos relevancia como son las botanas, los dulces y en este caso, las galletas. Por ello, fue necesario entender como fueron incrementando los precios de la canasta básica en México durante 2023 y 2024, por lo que tomamos como referencia los datos recopilados por INEGI con el índice nacional de precios al consumidor.

*Durante 2023 y 2024, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) reportó incrementos en los precios de la canasta básica en México. En diciembre de 2024, el Índice Nacional de Precios al Consumidor (INPC) registró un aumento mensual de 0.38 %, situando la inflación anual en 4.21 %. En comparación, en diciembre de 2023, la inflación mensual fue de 0.71 % y la anual de 4.66 %.*

*Adicionalmente, en octubre de 2024, el INPC presentó un incremento mensual de 0.55 %, con una inflación anual de 4.76 %. En el mismo mes de 2023, la inflación mensual fue de 0.38 % y la anual de 4.26 %.*

Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2024, noviembre). Índice Nacional de Precios al Consumidor, segunda quincena de octubre de 2024 [Boletín de prensa núm. XXX/24].

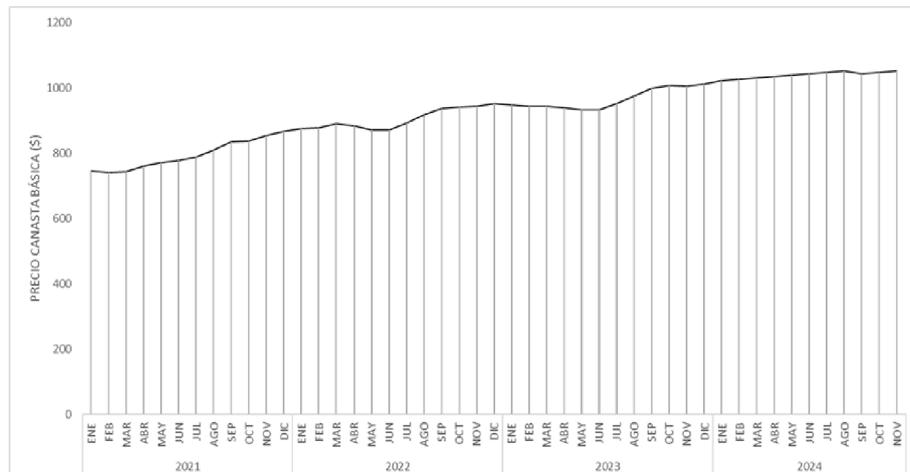


Figura 4.3: Tendencia en precios de canasta básica construida con base en información de PROFECO e INEGI.

Con base en la información anterior, se generó la hipótesis de un posible impacto por canasta básica al rendimiento de las ventas. Para poder hacer la validación, se tomó como referencia el estudio: "Quién es quién en los precios" del 30 de diciembre de 2024, emitido por PROFECO, para armar el costo de una canasta básica tomando los precios promedio emitidos por INEGI de las Ciudades más representativas de México.

Procuraduría Federal del Consumidor. (2024, noviembre). Quién es quién en los precios: Productos de la canasta básica.

Estos datos reflejan una tendencia de desaceleración en la inflación anual de la canasta básica durante 2024 en comparación con 2023, aunque persisten incrementos en los precios de los productos que la componen.

<b>Categoría</b>	<b>Producto</b>
Granos y Cereales	Arroz
Granos y Cereales	Frijol
Granos y Cereales	Tortilla de maíz
Lácteos	Leche pasteurizada
Lácteos	Queso fresco
Proteínas	Huevo
Proteínas	Pollo entero
Proteínas	Res (carne para guisar)
Frutas y Verduras	Jitomate
Frutas y Verduras	Cebolla
Frutas y Verduras	Papa
Frutas y Verduras	Limón
Abarrotes	Aceite vegetal
Abarrotes	Azúcar estándar
Abarrotes	Sal de mesa
Abarrotes	Café soluble
Higiene Personal	Jabón de tocador
Higiene Personal	Papel higiénico
Limpieza del Hogar	Detergente en polvo
Limpieza del Hogar	Cloro

Cuadro 4.1: Productos de la canasta básica en México según PROFECO.

La correlación entre nuestra tendencia en ventas unidades y el precio de la canasta básica arrojó un valor de **-0.75** lo que nos indicó que existía una dependencia alta entre ambas variables.

### Competencia.

Por otro lado, tenemos el crecimiento de la competencia en segmentos similares al del producto número 1. Ahora, es importante esclarecer el tipo de crecimiento a considerar. El mercado se mide con respecto al total de la venta generada dentro la categoría (en este caso es la categoría de galleta). Puede ocurrir que algún competidor presente un crecimiento contra sus ventas del año anterior, pero no sea significativo para el mercado dado el porcentaje de venta que representa. Por ende, es necesario medir la diferencia entre el porcentaje que representaba el año anterior contra el porcentaje que representa actualmente, a esto lo llamaremos crecimiento en participación de mercado SOM.

$$SOM = \frac{Vta\ Segmeto}{Vta\ Categoria} \quad (4.1)$$

$$SOM_{2024} - SOM_{2023} \quad (4.2)$$

La similitud de un segmento a otro va a depender de las características de los productos que lo componen, como: el sabor, forma de la galleta, tamaños, ocasión de consumo etc... Aunque no podemos saber con exactitud que segmento es el más relevante al momento de robar venta según su crecimiento, sí podemos catalogarlos según su correlación contra la venta de nuestro producto número 1 y su similitud con el producto. Los dos segmentos de galletas que son similares a nuestro producto 1 son las galletas tradicionales y las galletas dentro del segmento de populares.

Segmento de Galletas	Crecimiento en SOM vs Año anterior	Coef. Correlación
Tradicionales	+0.42	-0.76
Populares	+0.46	-0.29

Con estos resultados, lo que se buscó es tomar como referencia el segmento con mayor correlación entre su tendencia en ventas y la tendencia en ventas del producto número 1. Es claro que el segmento tradicional es el que presenta mayor correlación y, dado su crecimiento en el año, parece un candidato adecuado para explicar parte del rendimiento del producto 1.

Siguiendo la misma línea de tomar como referencia los segmentos más relevantes, fue necesario hallar el competidor y los productos que estuvieron derivando el buen rendimiento del segmento tradicional para los competidores. Esto con la finalidad de que al final del análisis se pueda plantear una estrategia de negocio más concisa ante la situación. Finalmente, se considero la suma de la venta de estos productos por cada uno de los meses para sacar la correlación con el producto 1.

$$\text{Coeficiente de correlación} = -0.68$$

### Precio del Producto 1.

Por último, una variable que no puede faltar dentro del análisis es el precio del producto. Recordando lo revisado dentro del marco teórico, para cada incremento en precio tenemos una caída en unidades asociada, lo que debería explicar una parte del fenómeno detrás del mal rendimiento del producto 1. Al calcular la correlación entre ambas variables se obtuvo el siguiente dato:

Coeficiente de correlación = -0.845

Adicional, pero no menos importante, en el modelo se utilizaron variables dummy para desestacionalizar la serie de tiempo, lo cual permite capturar y ajustar los patrones recurrentes asociados a factores estacionales, como periodos festivos o ciclos de demanda. Estas variables son fundamentales en análisis de series temporales porque ayudan a mejorar la precisión de las predicciones al aislar el efecto de las fluctuaciones regulares, permitiendo así concentrarse en los cambios estructurales y tendencias subyacentes del fenómeno estudiado.

# Capítulo 5

## Resultados y Análisis

### 5.1. Modelos y Análisis.

Una vez encerradas las hipótesis con mayor correlación con el rendimiento de las ventas del Producto 1, se corrió una regresión lineal que buscara dar una descripción del fenómeno.

Cuadro 5.1: Resultados de la regresión lineal

Variable	Coefficiente	Error estándar	Valor $p$
Intercepto	$3,984 \times 10^7$	$3,273 \times 10^6$	$1,06 \times 10^{-12}$
Precio Producto 1	$-8,717 \times 10^5$	$3,274 \times 10^5$	0,01269
Ventas Competencia	-1,140	0,3382	0,00221
Precio Canasta básica	$-2,098 \times 10^3$	$7,442 \times 10^3$	0,78006
ENE	$-1,035 \times 10^6$	$1,115 \times 10^6$	0,36109
FEB	$-3,079 \times 10^6$	$1,131 \times 10^6$	0,01103
MAR	$-1,821 \times 10^6$	$1,132 \times 10^6$	0,11899
ABR	$-1,848 \times 10^6$	$1,139 \times 10^6$	0,11600
MAY	$-2,841 \times 10^6$	$1,140 \times 10^6$	0,01889
JUN	$-2,103 \times 10^6$	$1,143 \times 10^6$	0,07645
JUL	$-9,154 \times 10^5$	$1,124 \times 10^6$	0,42226
AGO	$-1,795 \times 10^6$	$1,182 \times 10^6$	0,14002
SEP	$-2,644 \times 10^6$	$1,172 \times 10^6$	0,03200
OCT	$-1,157 \times 10^6$	$1,172 \times 10^6$	0,33190
NOV	$-1,196 \times 10^6$	$1,170 \times 10^6$	0,31511
<b>R-cuadrado múltiple</b>		0,8469	
<b>R-cuadrado ajustado</b>		0,7704	
<b>Error estándar residual</b>		$1,431 \times 10^6$ (28 GL)	
<b>F-estadístico</b>		11,06 en 14 y 28 GL, $p = 5,981 \times 10^{-8}$	

Los resultados arrojados por el modelo mostraron que en su conjunto es significativo, con un valor  $F=5,981 \times 10^{-8}$  muy por debajo a 0.05, con ambas R's cercanas a 1, lo que nos habla de un modelo robusto y capaz de explicar 84.7% de el rendimiento en ventas. Encontramos, además, significativas las variables de venta de la competencia y el precio del producto. Sin embargo, el precio de la canasta básica no

parece ser significativo dentro del modelo, esto nos indica que actualmente no contribuye a la explicación de nuestro fenómeno. Dado lo anterior, se corrió un segundo modelo donde se excluyó la variable de la canasta básica:

Cuadro 5.2: Resultados de la regresión lineal excluyendo los precios de la canasta básica.

Variable	Coeficiente	Error estándar	Valor $p$
Intercepto	$3,911 \times 10^7$	$1,961 \times 10^6$	$2,0 \times 10^{-16}$
Precio Producto 1	$-9,558 \times 10^5$	$1,326 \times 10^5$	$6,22 \times 10^{-8}$
Ventas Competencia	-1,156	$3,276 \times 10^{-1}$	0,00141
ENE	$-9,759 \times 10^5$	$1,077 \times 10^6$	0,00141
FEB	$-2,997 \times 10^6$	$1,076 \times 10^6$	0,37252
MAR	$-1,738 \times 10^6$	$1,076 \times 10^6$	0,00931
ABR	$-1,757 \times 10^6$	$1,076 \times 10^6$	0,11706
MAY	$-1,752 \times 10^6$	$1,078 \times 10^6$	0,01620
JUN	$-2,009 \times 10^6$	$1,076 \times 10^6$	0,07204
JUL	$-8,447 \times 10^5$	$1,078 \times 10^6$	0,43969
AGO	$-1,746 \times 10^6$	$1,151 \times 10^6$	0,13987
SEP	$-2,635 \times 10^6$	$1,152 \times 10^6$	0,02900
OCT	$-1,142 \times 10^6$	$1,152 \times 10^6$	0,32978
NOV	$-1,187 \times 10^6$	$1,150 \times 10^6$	0,31053
<b>R-cuadrado múltiple</b>		0,8465	
<b>R-cuadrado ajustado</b>		0,7777	
<b>Error estándar residual</b>		$1,408 \times 10^6$ (29 GL)	
<b>F-estadístico</b>		12,3 en 13 y 29 GL, $p = 1,706 \times 10^{-8}$	

Haciendo, nuevamente un breve análisis de los estadísticos de la regresión, en general, volvemos a tener modelo robusto con la R-cuadrada múltiple y ajustadas, cercanas a 1, lo que nos habla de una buena explicación de nuestras ventas y un buen ajuste a los datos. Tenemos F-estadístico global muy por debajo de 0.05 lo que nos habla de que el modelo es significativo. Tenemos ambas variables, el precio del producto y las ventas de la competencia, como significativas del modelo y los meses de febrero, mayo y septiembre siendo los únicos que realmente pueden interpretarse como variables estacionales en las VTAS. El resto de meses no parecen ser significativas dentro del modelo.

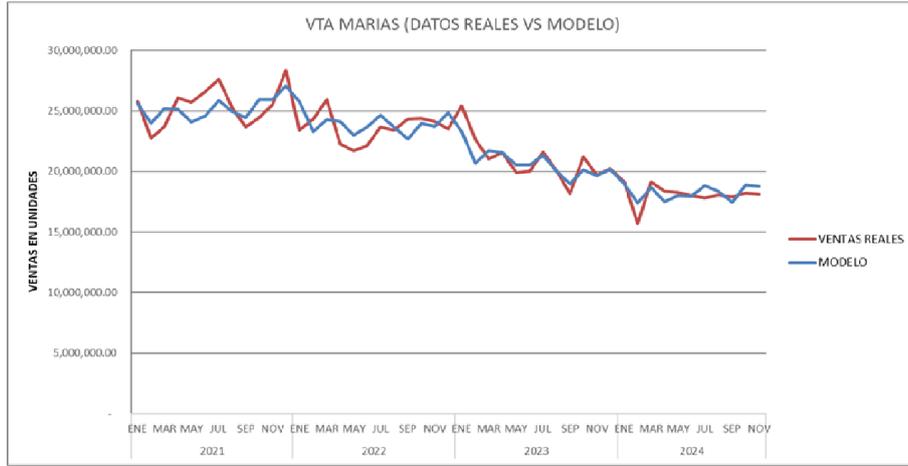


Figura 5.1: Comparación entre las ventas reales del producto 1 y la estimación del modelo.

Profundizando en los regresores y en la información que nos dan, podemos ver que la tendencia en precios del producto es el que tiene mayor ponderación en el rendimiento de las ventas, seguido un efecto estacional y finalmente hay una pequeña aportación que se deriva de la participación de la competencia en el canal. La ecuación que finalmente obtenemos es de la forma:

$$U_j = 3,911 \times 10^7 - 9,558 \times 10^5(p_j) - 1,156(c_j) + \sum_{i=1}^{11} d_i(m_i) \quad (5.1)$$

Donde  $p_j$  es nuestra variable independiente de precio,  $c_j$  es nuestra variable de ventas de la competencia y por último, tenemos las variables dicotómicas ( $d_i$ ) que se pueden expresar como:

$$d_i = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$$

Y nuestros coeficiente estacionales que corresponden a cada uno de los meses ( $m_i$ )

$$m_i = \begin{cases} -9,759 \times 10^5 & \text{si } i = 1 \\ -2,997 \times 10^6 & \text{si } i = 2 \\ \cdot & \\ \cdot & \\ \cdot & \\ -1,187 \times 10^6 & \text{si } i = 11 \end{cases}$$

Al realizar el análisis dimensional de la regresión, observamos lo siguiente:  $U_j$  representa las unidades vendidas del producto 1, por lo que el coeficiente  $\beta_0$  también debe tener como dimensión unidades vendidas, denotadas por  $[\mathbf{u}]$ . Por su parte, la variable  $p_i$ , al ser un precio unitario, debe tener dimensión  $[\frac{\mathbf{u}}{\$}]$ , con \$ representando el valor monetario. Finalmente, las variables  $c_j$  y  $m_i$ , al estar relacionadas directamente con las unidades vendidas, también deben tener dimensión  $[\mathbf{u}]$ .

Este modelo nos permite describir el comportamiento de las ventas en unidades del producto analizado. A partir de este resultado, es posible extender el análisis para responder a la siguiente pregunta clave: ¿cuál es el precio óptimo que maximiza las ganancias? Esta interrogante se abordará a través de la siguiente relación matemática:

$$V_j = U_j * (p_j) \quad (5.2)$$

Donde  $V_j$  es la ganancia monetaria por producto vendido. De la ecuación (5.1) podemos desarrollar la ecuación (5.2)

$$V_j = [3,911 \times 10^7 - 9,558 \times 10^5(p_j) - 1,156(c_j) + \sum_{i=1}^{11} d_i(m_i)](p_j) \quad (5.3)$$

Desarrollamos la ecuación (5.3) introduciendo  $p_j$  dentro de la suma y vamos a agrupar todas las variables excepto la que corresponde al precio del producto.

$$V_j = -9,558 \times 10^5(p_j^2) + (p_j)[3,911 \times 10^7 - 1,156(c_j) + \sum_{i=1}^{11} d_i(m_i)] \quad (5.4)$$

Definimos la función  $\mathbf{A}$  como la suma del intercepto de la regresión, las variables dicotómicas y la venta de la competencia.

$$A_{i,j} = 3,911 \times 10^7 - 1,156(c_j) + \sum_{i=1}^{11} d_i(m_i) \quad (5.5)$$

Finalmente, vamos a sustituir nuestra función  $\mathbf{A}$  dentro de la ecuación (5.4) y así obtener

$$V_j = -9,558 \times 10^5(p_j^2) + (p_j)A_{i,j} \quad (5.6)$$

$$V_j = \beta_1(p_j^2) + (p_j)A_{i,j} \quad (5.7)$$

El resultado de esta ecuación es una función cuadrática negativa que tiene como gráfica una parábola invertida. Es fácil hacer la estimación de las raíces de esta ecuación tomando  $V_j = 0$ :

$$V_j = 0 = \beta_1(p_j^2) + (p_j)A_{i,j} \quad (5.8)$$

$$0 = p_j[\beta_1(p_j) + A_{i,j}] \quad (5.9)$$

$$p_{j1} = 0, p_{j2} = \frac{A_{i,j}}{\beta_1} \quad (5.10)$$

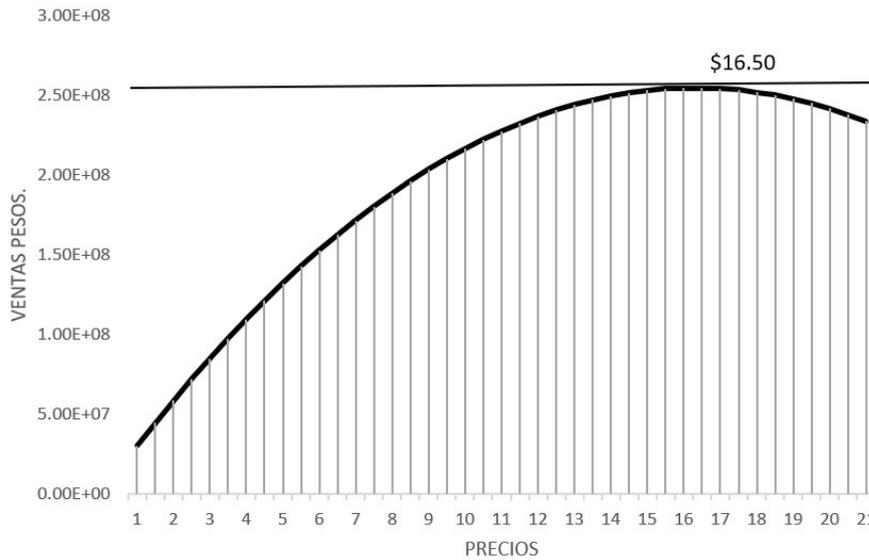


Figura 5.2: Ejercicio de maximización en precios.

### Interpretación del modelo de ganancia.

Finalmente, al analizar la ecuación (5.7), podemos observar que el coeficiente  $\beta_1$  influye directamente en el *ancho de la parábola*, lo que se puede interpretar como una medida de la *sensibilidad del producto al cambio de precio*, es decir, su elasticidad. Por otro lado, el coeficiente  $A$  afecta la *posición del vértice de la parábola*, reflejando el punto en el cual se alcanza la *ganancia máxima*. Este valor está relacionado con el beneficio incremental que se obtiene al aumentar el precio, hasta llegar a un nivel en el que el efecto negativo sobre la demanda compensa el efecto positivo del precio sobre el ingreso.

Es importante recalcar que, para poder realizar este ejercicio, el valor de  $A$  fue considerado como una constante. Su cálculo se basa en el promedio de ventas de la competencia, así como en un promedio de los efectos estacionales estimados a partir del modelo de regresión y la suma de nuestro intercepto. En este caso, el punto máximo se halló en \$16.50. Al estar por arriba de este precio, estamos generando un impacto mayor en la venta de piezas que no está siendo compensado por la ganancia en precio.

## 5.2. Acciones y resultados.

El caso de negocio presentado surge como respuesta a una problemática específica de bajo rendimiento en ventas del producto 1 dentro de un canal estratégico como lo es el mayorista. Ante esta situación, se identificó la necesidad de evaluar si el precio establecido era el adecuado para las condiciones actuales del mercado. La urgencia de tomar una decisión oportuna y con base en información sólida llevó al desarrollo de un análisis integral que permitiera justificar de forma cuantitativa cualquier ajuste de precio. Este proceso implicó la construcción de un modelo que combinara datos de ventas, precios intercanal, estacionalidad y sensibilidad al precio, con el objetivo de generar una recomendación clara, medible y alineada con los objetivos comerciales

de la compañía.

Los resultados permitieron definir un plan de acción y decisión para el negocio.

1. La propuesta inicial fue regresar el producto a un punto de precio por debajo de 17 pesos. Al hacer la revisión a detalle se rechazó la propuesta por posicionamiento de la marca y objetivos de crecimiento. Sin embargo, sí era necesario presentar una propuesta que bajara el precio de alguna manera, por lo que se tomó la decisión de hacer el producto más grande que equiparara el precio por kg al que tendría el producto a \$16.50. Esto mitigó el impacto en rentabilidad dado que las líneas de producción eran capaces de hacer este cambio sin inversión adicional y se evitó perder el posicionamiento de la marca.
2. Revisando las fechas y temporalidades con los equipos de ventas y marketing, se definieron programas promocionales más agresivos en los meses que presentaron mayor afectación por efectos estacionales.
3. Por último, se definió una estrategia contra el crecimiento de la competencia con otros productos similares que permitiesen mitigar su crecimiento.

# Capítulo 6

## Conclusiones y Propuestas

El desarrollo de este trabajo profesional me permitió aplicar y consolidar los conocimientos adquiridos durante mi formación académica, destacando el impacto de una base sólida en el análisis y pensamiento crítico. La experiencia fortaleció mis habilidades para construir modelos estadísticos, analizar tendencias y proponer soluciones estratégicas en un entorno real, demostrando la relevancia de mi formación para enfrentar estos retos.

Sin embargo, el análisis podría haberse mejorado mediante la exploración de modelos más avanzados, como algoritmos de machine learning, la inclusión de datos externos y el uso de visualizaciones interactivas para facilitar la toma de decisiones. Estas mejoras habrían elevado la calidad del proyecto y su valor para la organización.

En resumen, este proceso no solo enriqueció mis competencias profesionales, sino que también fortaleció mi compromiso con el aprendizaje continuo y mi capacidad para enfrentar desafíos complejos en futuros proyectos.

Además, este proyecto demostró que las habilidades y competencias de un físico no se limitan únicamente a la investigación y la docencia, áreas tradicionalmente asociadas con nuestra profesión, sino que también pueden influir en otros campos laborales. Poco a poco, estamos siendo testigos de cómo la física y los físicos incursionan en nuevos sectores.

# Bibliografía

- [1] Getoor, L., & Taskar, B. (2007). *Introduction to Statistical Relational Learning*. MIT Press.
- [2] Talluri, K. T., & van Ryzin, G. J. (2004). *The Theory and Practice of Revenue Management*. Springer.
- [3] Chatterjee, S., & Hadi, A. S. (2006). *Regression Analysis by Example*. Wiley-Interscience.
- [4] Yeoman, I., & McMahon-Beattie, U. (2011). *Revenue Management: A Practical Pricing Perspective*. Palgrave Macmillan.
- [5] Phillips, R. (2005). *Pricing and Revenue Optimization*. Stanford Business Books.
- [6] Pindyck, R. S., & Rubinfeld, D. S. (1995). *Microeconomía*. Prentice Hall PTR.
- [7] Chatterjee, S., & Hadi, A. S. (2006). *Regression Analysis by Example* (4th ed.). Wiley.
- [8] Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th ed.). Wiley.
- [9] Wooldridge, J. M. (2019). *Introducción a la econometría: Un enfoque moderno* (5<sup>a</sup> ed.). Cengage Learning.
- [10] Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., & Neter, J. (2004). *Applied Linear Regression Models* (4th ed.). McGraw-Hill/Irwin.
- [11] Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometría* (5<sup>a</sup> ed.). McGraw-Hill.
- [12] James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R* (2nd ed.). Springer. Recuperado de <https://www.statlearning.com>