

Mejora en la gestión de clientes sobre la base de *revenue management* y RFM en una empresa de transporte interprovincial de pasajeros

Cinthia Lucero Ccalla Surco

<https://orcid.org/0009-0005-8737-9475>

Facultad de Ingeniería Industrial

Universidad de Lima, Perú

20193940@aloe.ulima.edu.pe

Fiorella Munayco Rojas

<https://orcid.org/0009-0000-3526-3239>

Facultad de Ingeniería Industrial

Universidad de Lima, Perú

20193136@aloe.ulima.edu.pe

José Antonio Taquía Gutiérrez

<https://orcid.org/0000-0002-1711-6603>

Facultad de Ingeniería Industrial

Universidad de Lima, Perú

jtaquia@ulima.edu.pe

Recibido: 31 de julio del 2024 / Aceptado: 30 de agosto del 2024

Publicado: 25 de abril del 2025

doi: <https://doi.org/10.26439/ciii2024.7788>

RESUMEN. Este estudio investiga la fijación de precios basada en la demanda mediante el uso de la herramienta recencia-frecuencia-monto (RFM) para analizar el comportamiento del consumidor e incrementar las ganancias en una empresa de transporte. En primer lugar, se predice la demanda para meses representativos mediante el uso de un modelo de pronóstico de serie de tiempos. Luego, se emplean técnicas de *revenue management* (RM) para establecer precios óptimos. Además, se proponen estrategias promocionales para mejorar la lealtad del

cliente y maximizar las ganancias. La eficacia del algoritmo propuesto fue validada mediante experimentos con datos simulados y datos reales, cuyos resultados demuestran que la aplicación de las herramientas RM y RFM conducen a una mejora significativa del 6,99 % en la tasa de ocupación de asientos y un crecimiento del 15,51 % en las ganancias. Este enfoque innovador promete transformar la gestión de ingresos y la planificación estratégica promocional en el sector de transporte.

PALABRAS CLAVE: demanda, modelo RFM, precios, predicción, *revenue management*

IMPROVEMENT IN CUSTOMER MANAGEMENT BASED ON REVENUE MANAGEMENT AND RFM IN AN INTERPROVINCIAL PASSENGER TRANSPORT COMPANY

ABSTRACT. This study investigates demand-based pricing using the RFM tool to analyze consumer behavior and increase profits in a transportation company. First, demand is forecasted for representative months using a Time Series forecasting model. Then, revenue management techniques are employed to establish optimal prices. Additionally, promotional strategies are proposed to enhance customer loyalty and maximize profits. The effectiveness of the proposed algorithm was validated through experiments with both simulated and real data, demonstrating that the application of RM and RFM tools leads to a significant 6,99 % improvement in seat occupancy rates and a 15,51 % increase in profits. This innovative approach promises to transform revenue management and promotional strategic planning in the transportation sector.

KEYWORDS: demand, forecasting, pricing, revenue management, RFM model

1. INTRODUCCIÓN

El sector transporte tiene una gran importancia por representar un servicio de primera necesidad para la movilización de la población, además de beneficiar a otros sectores económicos como los de combustible y comercio (Martí et al., 2023, p. 4684). No obstante, la alta competitividad en el transporte de pasajeros causa un uso ineficiente de recursos, con buses frecuentemente vacíos.

La Asociación Estadounidense de Transporte Público recomienda cuarenta y tres asientos para autobuses de cuarenta pies, pero en Estados Unidos la media es de cuarenta asientos (66,4 %) (Tang et al., 2018, p. 6). En México, la oferta de autobuses no cubre la demanda diaria (Estrada-Esquivel et al., 2022, p. 1). A nivel general, se registra una ocupación promedio del 87,6 %, mientras que la empresa evaluada alcanza el 81,7 %, lo cual muestra una brecha técnica del 5,9 % y una oportunidad de mejora. Por otro lado, China lidera en la optimización del transporte, área en la que destaca el control basado en asientos (Yuan & Nie, 2020, p. 15).

Para mantener una alta rentabilidad y competitividad, la gestión eficiente de recursos y las estrategias de *revenue management* (RM) son cruciales. Guerriero et al. (2021) señalan que las estrategias de RM buscan vender el producto adecuado al cliente adecuado, optimizando ventas mediante *overbooking*, previsión de demanda, fijación de precios y control de inventario de asientos (p. 238). Fan et al. (2023) afirman que la demanda afecta la gestión de ingresos, ya que influye en los límites de reserva. Los modelos tradicionales de pronóstico utilizan la regresión lineal y el suavizado exponencial, entre otros enfoques, y los ajustan según características estacionales (p. 15). Además, maximizar la eficiencia y rentabilidad requiere de decisiones estratégicas basadas en el análisis de la demanda, el comportamiento del consumidor, los precios de la competencia, etcétera (Dalalah et al., 2022, p. 519). La segmentación de clientes permite ofrecer servicios ajustados a sus preferencias y diseñar estrategias específicas para cada grupo (Zelenkov & Suchkova, 2023). El modelo recencia-frecuencia-monto (RFM) es un método efectivo y simple para la segmentación de mercado, aplicado en distintos rubros y modalidades de compra (Handojo et al., 2023). Un análisis RFM permite identificar segmentos y definir la propuesta de valor e inversión para cada segmento (Brandizzi et al., 2022). En Washington se desarrolló un modelo RFM, el cual mejoró la segmentación y aumentó su margen en 1,2 % para dicho año (Wilbert et al., 2023).

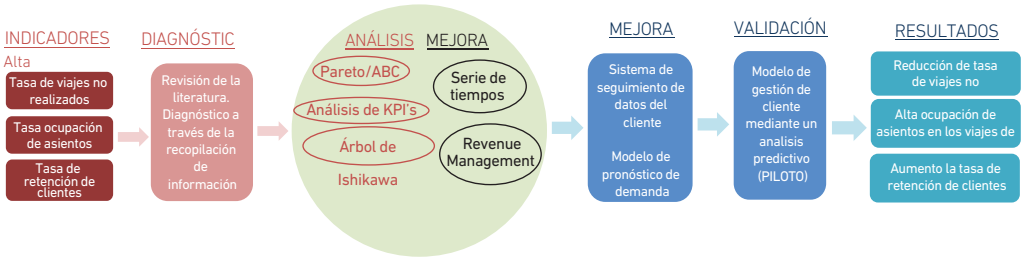
La presente investigación busca explorar nuevas aplicaciones de RM y RFM en el transporte terrestre. Según Guerriero et al. (2021), existen pocos estudios sobre la fijación de precios y asignación de asientos, aunque esta última se usa para definir políticas de gestión de ingresos, como límites de reserva, precios de oferta y costos de oportunidad (p. 20).

El presente artículo se ha estructurado de la siguiente manera: la segunda sección describe la metodología de investigación, la tercera analiza la recopilación de datos, la cuarta proporciona los resultados y mejoras propuestas, y, finalmente, la quinta sección presenta conclusiones y recomendaciones para futuras líneas de investigación sobre el tema.

2. METODOLOGÍA

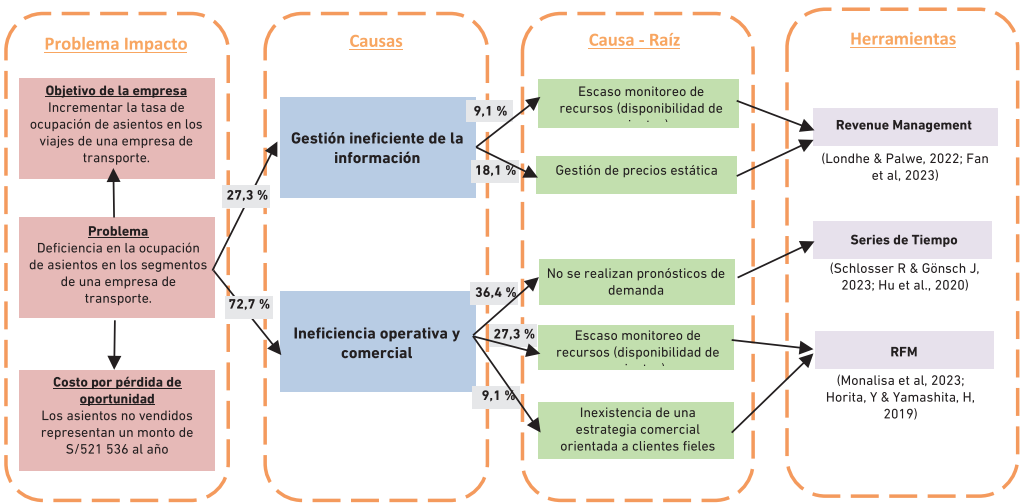
Se propone un conjunto de fases para la implementación de la propuesta de mejora, lo cual se detalla en la Figura 1.

Figura 1
Diseño del modelo propuesto



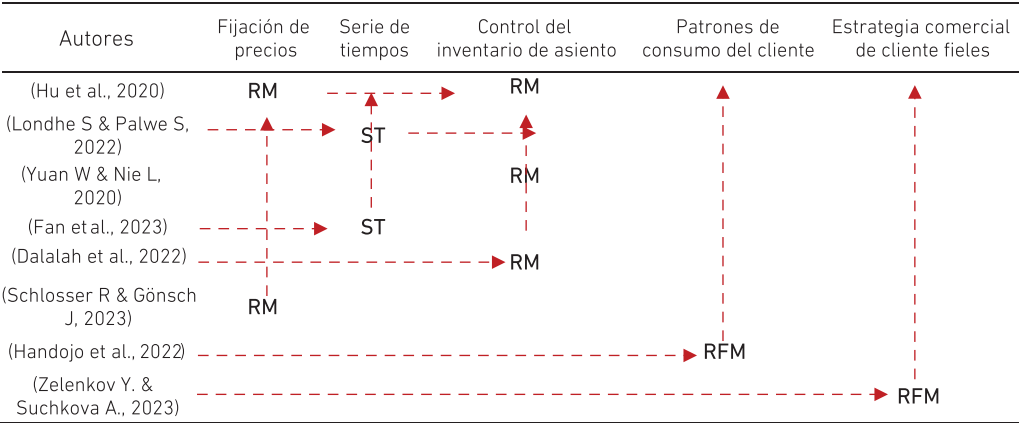
El diagrama presentado en la Figura 2 muestra los orígenes principales del problema y su relación.

Figura 2
Diagrama de vinculación de causas con las herramientas



La Figura 3 muestra las variables de las herramientas utilizadas en el estudio.

Figura 3
Variables de investigación



Para calcular el tamaño de la muestra, se recolectaron datos de boletos vendidos en enero, mayo y julio del 2023, debido a la variación en la demanda. Con una población de 7159 boletos vendidos, la seguridad obtiene un valor de 1,6, cuenta con una proporción esperada del 5 % y tiene una precisión del 2 %. Se aplicó un muestreo probabilístico aleatorio sin reposición, y se obtuvo un tamaño de muestra de 309.

Las zonas en estudio se clasificarán en dos clases, según la demanda anual, con una participación de la muestra distribuida de la siguiente manera: la clase 1 corresponde al distrito de Pausa (52,4 %) y la clase 2 al distrito de Puquio (47,6 %), ambos en Ayacucho. Además, se realizó un diagrama de caja, el cual muestra una asimetría positiva en Puquio y una negativa en Pausa. En Puquio, los valores atípicos (S/ 130, S/ 140 y S/ 150) superan el Q3 (S/ 80) y el rango intercuartil (RIC = 30), lo cual sesga la distribución hacia los precios altos. Por esta razón, se eliminaron los valores atípicos debido a las promociones, descuentos legales y políticas de reintegro, de tal forma que se genere un análisis más preciso.

RM

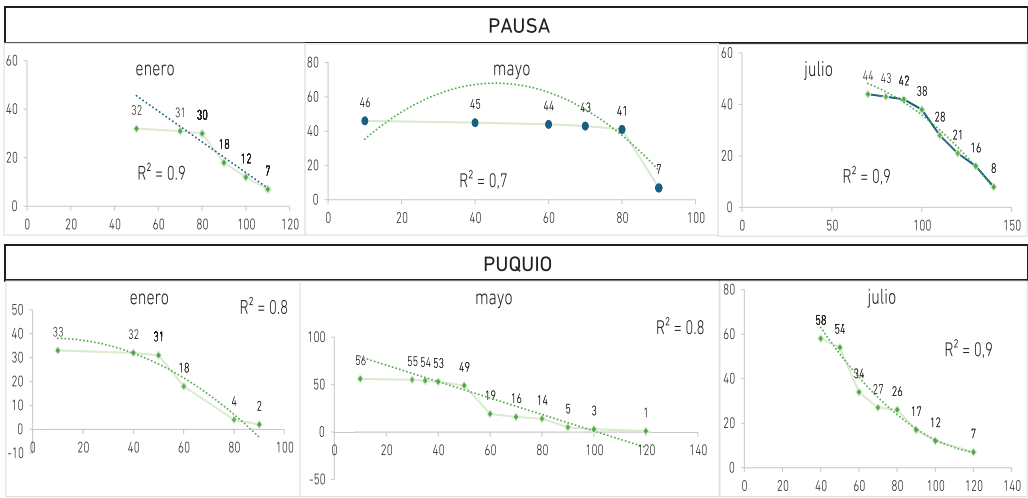
Para utilizar la herramienta se requiere de tres variables: la cantidad de asientos disponibles por cada ruta, su porcentaje representativo y el precio elegido. De esta manera, se puede calcular la demanda en base al precio óptimo y, así, maximizar los ingresos (los cuales se rigen por las restricciones que involucran el máximo y mínimo valor para el precio) mediante la herramienta Solver. El proceso se repite para cada ruta y se eligen tres escenarios diferentes de la empresa, los cuales representan el mes con mayor demanda, el mes con regular demanda y el mes con menor

demanda. Esta elección de escenarios se realiza con el fin de obtener una visualización más real en cuanto al escenario de una demanda en un servicio de transporte, ya que de manera diaria surgen fluctuaciones que conllevan una variabilidad de precios.

Paso 1: estimación de la curva de demanda subjetiva

Para la herramienta, se utilizaron fórmulas que definen la variable dependiente (la demanda) sobre la base de la variable independiente (el precio), las cuales tienen que cumplir con un coeficiente de determinación (R^2) por encima de 0,7 para demostrar una buena relación entre variables. El diagrama de dispersión de precios se presenta en la Figura 4.

Figura 4
Diagrama de dispersión de precios



Paso 2: encontrar el precio óptimo para maximizar los ingresos

Con la fórmula obtenida, se puede calcular la demanda estimada sobre la base del precio. Mediante la herramienta Solver, y a través del uso de los datos que presenta la Tabla 1, se pueden maximizar las ganancias.

Tabla 1*Tabla de datos*

Enero	Datos	Mayo	Datos	Julio	Datos
Tamaño de muestra	32	Tamaño de muestra	45	Tamaño de muestra	44
Asientos totales	47	Asientos totales	47	Asientos totales	47
Porcentaje	68,1 %	Porcentaje	95,7 %	Porcentaje	93,6 %
Precio	S/ 80	Precio	S/ 85	Precio	S/ 100
Demanda	41	Demanda	40	Demanda	43
Ganancia	S/ 816	Ganancia	S/ 963	Ganancia	S/ 1834

Serie de tiempos

Para la proyección de la demanda, se realizó una evaluación comparativa de los métodos de series de tiempo basada en los resultados de los indicadores *mean absolute deviation* (MAD) y *mean absolute percentage error* (MAPE) para ambas rutas. Asimismo, se utilizó Solver para minimizar los valores del MAD y MAPE, con restricciones en los parámetros alfa, beta y gamma, cuyo rango se estableció entre 0 y 1. La metodología seleccionada fue la de suavización exponencial triple con estacionalidad multiplicativa, ya que, para ambas rutas, presentó los menores errores porcentuales y absolutos en la proyección de la demanda. Los resultados se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2*MAD y MAPE*

Métodos de serie de tiempos					
		Suavizamiento exponencial simple	Suavizamiento exponencial doble	Suavización exponencial triple	
				Estacionalidad multiplicativa	Estacionali- dad aditiva
Rutas	Indicador	Datos	Datos	Datos	Datos
Pausa	MAD	15,2	16,6	16,2	17,6
	MAPE	38,6 %	35,2 %	34,1 %	39,5 %
Puquio	MAD	8,2	8,2	7,3	7,5
	MAPE	19,7 %	19,6 %	17,1 %	17,6 %

El proceso de esta metodología utiliza las fórmulas que aparecen en la Figura 5.

Figura 5

Estacionalidad multiplicativa

$$S_i = \alpha \cdot \left(\frac{x_i}{p_{i-k}} \right) + (1 - \alpha) \cdot (s_{i-1} + t_{i-1})$$

$$t_i = \beta \cdot (s_i + s_{i-1}) \cdot (1 - \beta) \cdot t_{i-1}$$

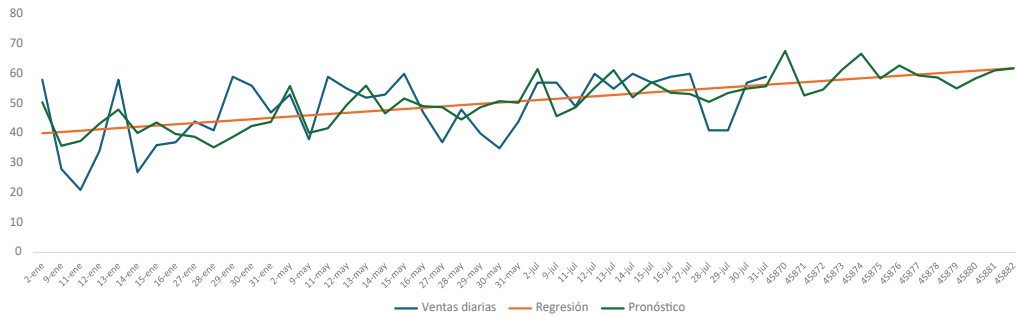
$$p_i = \gamma \cdot \left(\frac{x_i}{s_i} \right) + (1 - \gamma) \cdot p_{i-k}$$

$$\hat{x}_{i+h} = (s_i + ht_i) \cdot p_{i-k+h}$$

En cuanto al proceso operativo, la temporalidad se establece y uniformiza en días: la cantidad para Puquio es de trece días y para Pausa, de quince. Luego, se colocan las ventas del respectivo periodo y se comienza a calcular la regresión, el pronóstico, el nivel (S), la pendiente (T) y la estacionalidad (P), a fin de obtener un mes pronosticado. Esto se muestra en la Figura 6.

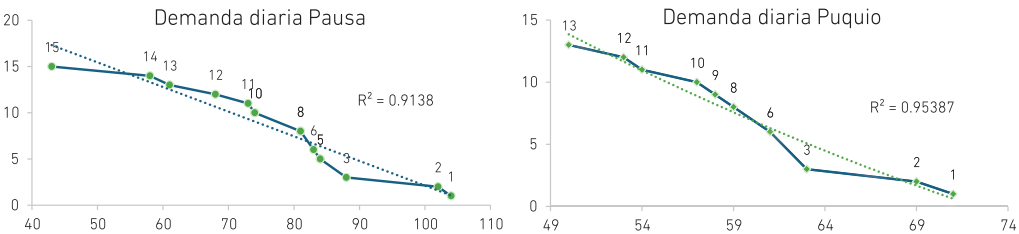
Figura 6

Suavización exponencial triple multiplicativa



Una vez obtenida la demanda pronosticada, se realiza un procedimiento parecido al de RM, solo que con las variables inversas, ya que el valor independiente es la demanda y el dependiente, el precio. A fin de obtener ganancias máximas se genera la demanda óptima para la empresa, la cual tiene que cumplir con un coeficiente de determinación (R^2) por encima de 0,7 para demostrar una buena relación entre variables. Esto se muestra en la Figura 7.

Figura 7
Diagrama de dispersión de la demanda



RFM

Se utilizó la base de datos histórica hasta diciembre del 2023, segmentada por ruta (Puquio, Pausa). Asimismo, se utilizaron los siguientes datos de los clientes:

- Fecha de la última compra
- Cantidad de veces que consumió el servicio
- Importe acumulado en soles

Con dichos datos se puede dar por hecho que se cuenta con las variables de “frecuencia” y “monto”. Sin embargo, con el fin de calcular la variable “recencia” se utilizó la fórmula que figura a continuación, considerando como fecha base el 31 de diciembre del 2023.

$$\text{Recencia} = \text{Fecha base} - \text{Fecha de última compra}$$

Posteriormente, con los datos de las tres variables obtenidas, se definen los rangos para los intervalos —también llamados cuartiles—. Su respectivo cálculo puede verse en la Figura 7. Posteriormente, para asignarle un puntaje a cada cuartil, véase la Figura 8.

Figura 8
Cálculo de cuartiles

PAUSA				PUQUIO			
RECENCIA				RECENCIA			
Min	Max	Rango	Div 4	Min	Max	Rango	Div 4
0	667	667	166,8	0	667	667	166,8
FRECUENCIA				FRECUENCIA			
Min	Max	Rango	Div 4	Min	Max	Rango	Div 4
1	38	37	9,3	1	71	70	17,5
MONTO				MONTO			
Min	Max	Rango	Div 4	Min	Max	Rango	Div 4
10	2820	2810	702,5	10	5350	5340	1335

Figura 9
Tabla de puntajes

PAUSA					
RECENCIA		FRECUENCIA		MONTO	
Rango	Puntaje	Rango	Puntaje	Rango	Puntaje
0	4	1	1	10	1
167	3	10,3	2	712,5	2
334	2	19,5	3	1415	3
500	1	28,8	4	2127,5	4

PUQUIO					
RECENCIA		FRECUENCIA		MONTO	
Rango	Puntaje	Rango	Puntaje	Rango	Puntaje
0	4	1	1	10	1
166,8	3	18,5	2	1345	2
333,5	2	36	3	2680	3
500,3	1	53,5	4	4015	4

A cada cliente se le puntúa dentro del rango 1 a 4. El puntaje asignado debe estar dentro del intervalo del respectivo factor (R, F, M). A continuación, para fines prácticos, se recategorizaron los puntajes de la siguiente manera:

- 1: bajo
- 2 - 3: medio
- 4: alto

Esta categorización reduce las posibles combinaciones para un grupo a 4 categorías (1, 2, 3, y 4) a un grupo de 3 (bajo, medio y alto), obteniendo veintisiete posibles combinaciones para distribuir entre los segmentos de clientes nombrados a continuación.

- Clientes de alto valor
- Clientes en crecimiento
- Clientes comunes
- Clientes en riesgo de fuga
- Clientes reactivación

En la Figura 10 se presenta el cálculo resumen de la matriz RFM.

Figura 10
Modelo de matriz RFM

Matriz RFM para Pausa												
ID_ CLIENTE	Última compra	Días	Nº compras	Monto	R_pun-taje	F_pun-taje	M_pun-taje	R_pun-taje	F_pun-taje	M_pun-taje	Categoría	
PS00001	5/05/2022	544	2	S/ 180	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PS00002	2/01/2022	667	1	S/ 90	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PS00003	11/10/2023	20	5	S/ 320	4	1	1	Alto	Bajo	Bajo	Clientes comunes	
PS00004	2/01/2022	667	1	S/ 100	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PS00005	2/01/2022	667	1	S/ 100	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PS00006	2/01/2022	667	1	S/ 90	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PS00007	7/05/2023	177	2	S/ 180	3	1	1	Medio	Bajo	Bajo	Clientes en riesgo de fuga	
PS00008	13/05/2022	536	2	S/ 170	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	

Matriz RFM para Puquio												
ID_ CLIENTE	Última compra	Días Transc.	Nº compras	Monto	R_pun-taje	F_pun-taje	M_pun-taje	R_pun-taje	F_pun-taje	M_pun-taje	Segmento de cliente	
PQ00001	2/01/2022	667	1	S/ 70	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PQ00002	2/01/2022	667	1	S/ 60	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PQ00003	19/05/2023	165	2	S/ 140	4	1	1	Alto	Bajo	Bajo	Clientes comunes	
PQ00004	13/10/2023	18	20	S/ 1470	4	2	2	Alto	Medio	Medio	Clientes de alto valor	
PQ00005	31/10/2023	0	6	S/ 370	4	1	1	Alto	Bajo	Bajo	Clientes comunes	
PQ00006	2/01/2022	667	1	S/ 50	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	
PQ00007	25/10/2023	6	5	S/ 300	4	1	1	Alto	Bajo	Bajo	Clientes comunes	
PQ00008	2/01/2022	667	1	S/ 10	1	1	1	Bajo	Bajo	Bajo	Clientes reactivación	

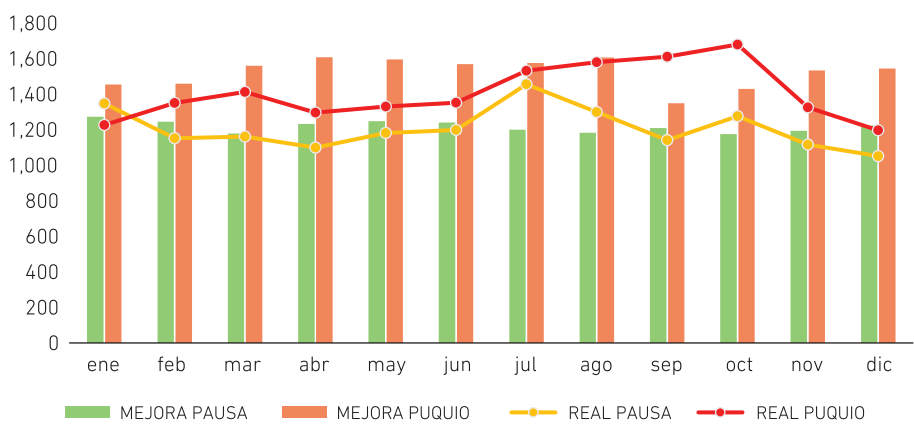
3. RESULTADOS

Con el objetivo de optimizar los ingresos y mejorar la toma de decisiones estratégicas, se implementaron, en conjunto, los resultados de las tres herramientas para el desarrollo del modelo de mejora propuesto.

Series de tiempos

El resultado revela la demanda proyectada a lo largo del periodo de un año, detallado por mes en la Figura 11.

Figura 11
Evolución de la demanda



Las variaciones de la demanda que se generan como resultado figuran en la Tabla 3.

Tabla 3
Variación de la demanda

Ruta	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
Pausa	-5,6 %	8,1 %	1,5 %	12,1 %	5,6 %	3,5 %	-7,6 %	-2,9 %	5,9 %	-7,8 %	7,0 %	16,3 %
Puquio	18,5 %	8,1 %	10,4 %	24,1 %	20,0 %	16,0 %	2,8 %	1,6 %	-6,2 %	7,9 %	15,7 %	29,1 %
Total	5,9 %	8,1 %	6,4 %	18,6 %	13,2 %	10,1 %	-4,4 %	-0,5 %	-0,1 %	1,7 %	11,7 %	23,1 %

RM

Se proporciona los precios óptimos para determinados rangos de demanda, los cuales serán aplicados a lo largo de la operatividad del negocio. El objetivo de esta estrategia es contrarrestar

los momentos de mayor y menor actividad con precios ajustados que maximicen ingresos. Dichos resultados se visualizan en la Tabla 4.

Tabla 4

Resultado de precios óptimos

Puquio	Demanda	Pausa	Demanda
S/ 72	menos de 41	S/ 80	menos de 38
S/ 60	41 - 48	S/ 100	43 - 44
S/ 50	49 - 58	S/ 97	45 - 47
S/ 48	59 - 64	S/ 74	48 - 51
S/ 65	más de 65	S/ 89	más de 52

RFM

Se designa la categoría para cada segmento de clientes en la Figura 12.

Figura 12

Segmentación de clientes

PAUSA			PUQUIO		
Segmento de cliente	%	Categoría	Segmento de cliente	%	Categoría
Clientes de alto valor	0,43 %	1	Clientes de alto valor	0,15 %	1
Clientes en crecimiento	0,16 %		Clientes en crecimiento	0,15 %	
Clientes comunes	37,15 %	2	Clientes comunes	35,60 %	2
Clientes reactivación	17,45 %		Clientes reactivación	19,44 %	
Clientes en riesgo de fuga	44,80 %	3	Clientes en riesgo de fuga	44,67 %	3

Asimismo, a cada categoría se le asigna una estrategia específica. Véase la Tabla 5.

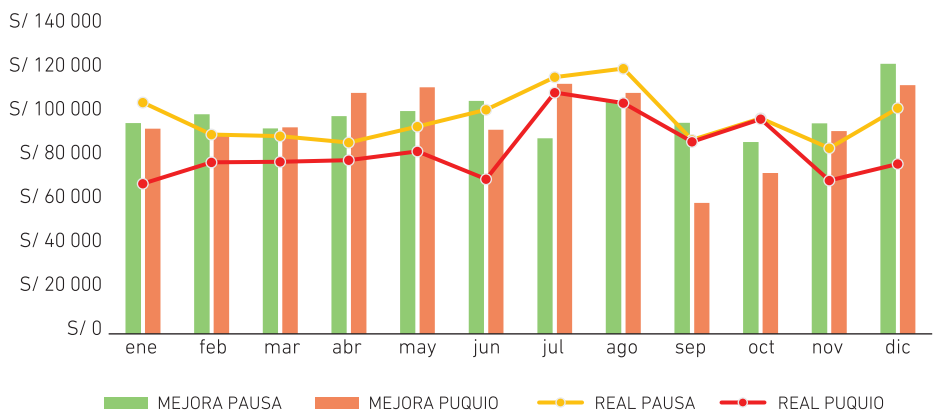
Tabla 5

Segmentación de campañas

Categoría	Campaña	Estrategia
1	Programa de membresía VIP	- Equipaje sellado - Asientos 180° - Lunch de cortesía
2	Promoción de lealtad	Descuento de 10 %
3	Campaña por preferencia	Descuento de S/ 10

La primera estrategia tiene como fin mejorar la experiencia del cliente a cambio de un costo mensual de S/ 70 por membresía. Las estrategias segunda y tercera tienen como fin impulsar la demanda mediante descuentos llamativos. El resultado de las herramientas revela la ganancia proyectada a lo largo del periodo de un año, detallado por mes en la Figura 13.

Figura 13
Evolución de la ganancia



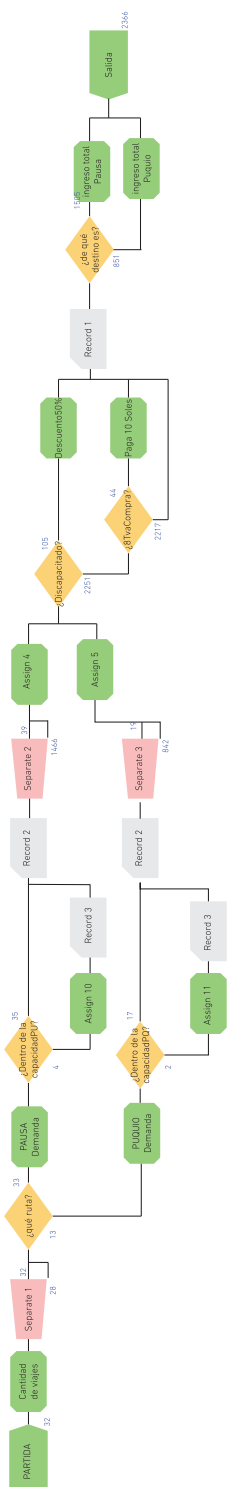
Las variaciones de la ganancia que se generan como resultado aparecen en la Tabla 6.

Tabla 6
Variación de la ganancia

Ruta	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
Pausa	-8,9 %	10,3 %	3,9 %	13,8 %	7,5 %	3,9 %	-3,8 %	-2,5 %	8,9 %	-1,1 %	13,3 %	19,7 %
Puquio	36,6 %	16,2 %	19,9 %	38,6 %	35,2 %	32,0 %	3,6 %	4,3 %	-3,9 %	2,1 %	32,1 %	46,3 %
Total	9,0 %	13,0 %	11,3 %	25,6 %	20,5 %	15,4 %	1,4 %	2,8 %	6,8 %	1,2 %	21,8 %	31,1 %

Asimismo, con el resultado del desarrollo de las tres herramientas, se realizó una simulación, la cual se muestra en la Figura 14.

Figura 14
Modelo Arena – Proceso estratégico comercial



Cálculo del número de réplicas

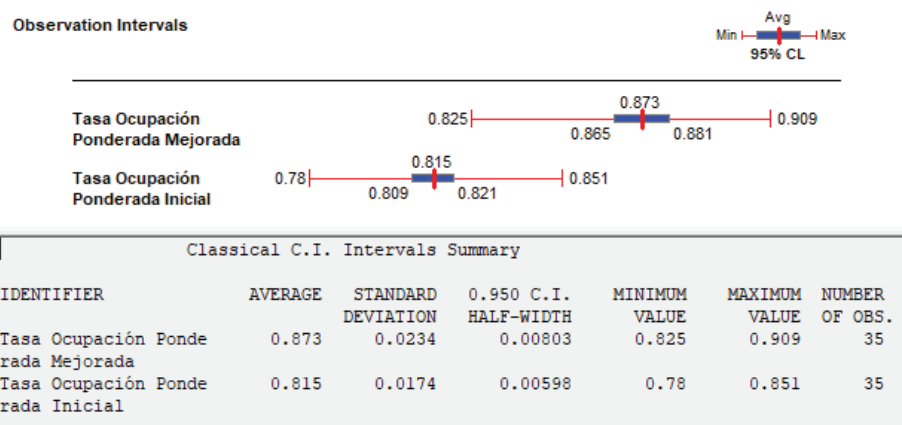
Se realizaron pruebas con diversos valores de réplicas, para lo cual se empleó el método empírico basado en la tasa de capacidad. Los resultados concluyeron que, a mayor número de réplicas, menor era el error (*half-width*). Finalmente, con treinta y cinco réplicas se obtuvo un *half-width* cercano a 0,05, el cual a su vez cumplía con la segunda condición (*standard deviation* mayor a *half-width*).

Comparación de ambos escenarios

Se presentan las comparaciones entre ambos escenarios para los dos indicadores más representativos del modelo.

- 1. Tasa de ocupación ponderada

Figura 15
Comparación de resultados del indicador 1 mejorado versus inicial – Arena



Analizar los datos:

- Indicador original ($\overline{X_A}$): [0,81; 0,82] porcentaje.
- Indicador propuesto ($\overline{X_B}$): [0,87; 0,88] porcentaje.

$$\overline{X_A} < \overline{X_B}$$

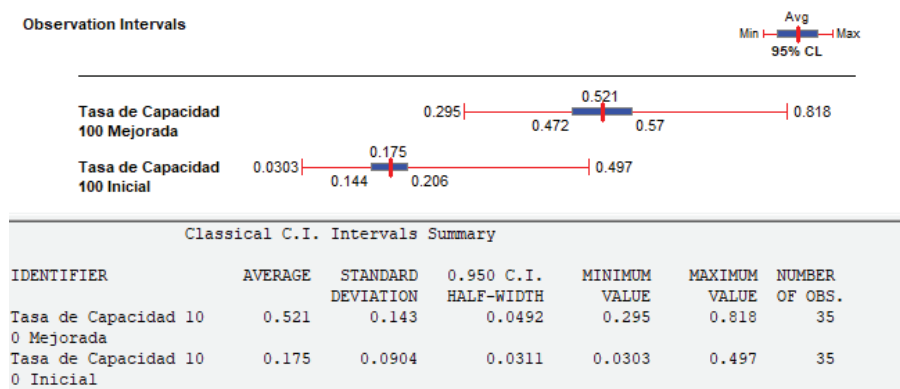
Asimismo, se evidencia que mediante la aplicación de la herramienta se logró incrementar la demanda, con lo cual se superó el rango del 5 % recomendado: la demanda final fue de

5,83 %, una diferencia significativa en comparación con el escenario inicial. Con respecto a los ingresos obtenidos, se generó S/ 376 000 en comparación a S/ 201 000 en promedio, lo cual demuestra un incremento significativo. Esto demuestra que el uso de la herramienta de RM es eficiente para la empresa.

2. Tasa de capacidad al 100 %

Figura 16

Comparación de resultados del indicador 2 mejorado versus inicial - Arena



Analizar los datos:

- Indicador original ($\overline{X_A}$): [0,14; 0,21] porcentaje.
- Indicador propuesto ($\overline{X_B}$): [0,47; 0,57] porcentaje.

$$\overline{X_A} < \overline{X_B}$$

Mediante la aplicación de la herramienta RFM y las estrategias generadas a través de la diferenciación de perfiles por cliente, se logró incrementar la capacidad de la demanda en su totalidad. Se superó el rango del 5 % recomendado, con un 34,6 % de diferencia significativa en comparación con el escenario inicial. Debe entenderse, por tanto, que las estrategias resultan ser lo suficientemente atractivas para llenar la capacidad del bus, con los cual se alcanzaría una mayor productividad del recurso.

Los resultados de la implementación se ven reflejados en el incremento del 15,51 % del margen bruto. Esto se logró gracias a la distribución estratégica de precios durante los meses de julio, agosto y septiembre, los cuales reflejaban una variación negativa de la demanda entre -0,1 % y -4,4 %. Asimismo, la segmentación mediante RFM permitió identificar a un pequeño grupo, correspondiente al 0,89 % de la cartera de clientes (categoría 1), con el cual se pudo impulsar el margen de la empresa y la mejora en la calidad de servicio. El valor por cliente, para este pequeño grupo, es de S/ 36,5.

4. DISCUSIÓN

Un artículo destaca que los procedimientos para generar estrategias de precios iniciales son especialmente eficientes en mercados pequeños. Además, agregar precios iniciales generados heurísticamente mejora significativamente la solución final, con resultados de mejora de entre un 15 % y más del 50 % (Oliveira et al., 2018, p. 345). Sin embargo, estos resultados pueden ser menos realistas si se los compara con el presente estudio, en el cual las ganancias se incrementaron en un 6,63 %, 15,67 % y 0,56 % para los meses de enero, mayo y julio, respectivamente, y en el que se destaca la necesidad de equilibrar eficiencia y realismo en las estrategias de precios. Otro artículo propone métodos de pronóstico de demanda para eventos de ventas a nivel de producto, enfocados en escenarios sin restricciones, lo cual demuestra mejoras significativas en los ingresos del 0,5 % al 1,4 % (Kourentzes et al., 2019, p. 39). En contraste, nuestro pronóstico evidencia mejoras en los ingresos que varían entre el 1,2 % y el 25,6 %, lo cual incluye condiciones específicas como indicadores de estacionalidad de la empresa, entre otros patrones de comportamiento.

En cuando a los resultados del presente estudio, estos revelan una mejora significativa para la empresa en el aprovechamiento de recursos evidenciado en el evolutivo. Parte de este resultado se encuentra influenciado por el despliegue de la estrategia comercial desarrollada en base a RFM. Sin embargo, Horita y Yamashita (2019) sostienen que, en base a su estudio, aún no se ha desarrollado un enfoque 100 % eficiente para gestionar la asignación de promociones, sobre la base de un proceso de ensayo y error que pueda resultar de apoyo para la toma de decisiones. Asimismo, la investigación de dichos autores recomienda personalizar el uso de la herramienta según las necesidades del negocio, personalización también denominada *ajuste del modelo*. La personalización por parte de Horita y Yamashita significó adicionar un cuarto factor de distancia al análisis RFM, con lo que se obtuvo una subclasificación de las categorías, lo cual duplicó su número.

El estudio busca analizar el comportamiento del consumidor en relación a dos variables: la volatilidad de precios y la intención de compra, luego de recibir una oferta personalizada del servicio. Cabe recalcar que se tomaron las encuestas realizadas en los ambientes de la empresa como referentes de una variable de intención de compra. Como complemento a esto, un estudio realizado a una empresa dedicada al alquiler de automóviles señala que la percepción del precio se ve influenciada por los estilos de pensamiento integral y analítico, y, a su vez, estos influyen en la intención de compra (Shaw et al., 2022, p. 220).

En cuanto al futuro del proyecto, se podría mejorar la precisión del modelo mediante la inclusión de datos externos relevantes, por ejemplo, estudios económicos que ayuden a reducir la estocasticidad de la relación demanda-precio. Asimismo, también se podría mejorar la eficiencia del proceso mediante la incorporación de *softwares* de automatización que simplifiquen la operatividad de la metodología y contribuyan a un ahorro de costos a futuro. Para concluir, nuestro enfoque resalta la importancia de desarrollar metodologías que apoyen la toma de decisiones empresariales de forma eficiente y contribuyan a la planificación estratégica.

5. CONCLUSIÓN

Desde una perspectiva práctica, las series de tiempos, la RM y el modelo RFM son herramientas que se complementan de manera efectiva para gestionar clientes. Como sustento, este modelo permite a las empresas de transporte aprovechar al máximo la información de previsión de la demanda y optimizar sus estrategias de precios. Esto mejora, a su vez, su competitividad en el mercado, lo cual es nuevo en comparación con estudios anteriores. Las estrategias comerciales propuestas sobre la base de los resultados de RFM no solo se limitan a invertir dinero para retener clientes, sino que, también, representan una oportunidad para incrementar la rentabilidad frente a los clientes de alto valor. Sin embargo, no se puede esperar resultados certeros al aplicar algún tipo de estrategia, ya que la incertidumbre y la variabilidad del entorno siempre estarán presentes en la toma de decisiones del comprador.

Finalmente, los resultados muestran que la propuesta de mejora del proyecto es significativa y positiva para la empresa, debido a que la simulación numérica valida el rendimiento de incrementar la tasa de ocupación de asientos en 6,99 %, frente a una brecha técnica de 5,85 %. En términos de implementación, maximizar las ganancias basadas en la demanda presenta una efectividad de entre 1,2 % y 25,6 %.

REFERENCIAS

- Brandizzi, N., Russo, S., Galati, G., & Napoli, C. (2022). Addressing vehicle sharing through behavioral analysis: A solution to user clustering using recency-frequency monetary and vehicle relocation based on neighborhood splits. *Information*, 13(11), 511. <https://doi.org/10.3390/info13110511>
- Dalalah, D., Khasawneh, M., & Khan, S. (2022). Pricing and demand management of air tickets using a multiplicative newsvendor model. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 21(5), 517-528. <https://doi.org/10.1057/S41272-021-00368-1/TABLES/3>
- Estrada-Esquivel, H., Martínez-Rebollar, A., Wences-Olguin, P, Hernandez-Perez, Y., & Ortiz-Hernandez, J. (2022). A smart information system for passengers of urban transport based on IoT. *Electronics*, 11(5), 834. <https://doi.org/10.3390/electronics11050834>
- Fan, W., Wu, X., Shi, X. Y., Zhang, C., Hung, I. W., Leung, Y. K., & Zeng, L. S. (2023). Support vector regression model for flight demand forecasting. *International Journal of Engineering Business Management*, 15, 1-9. <https://doi.org/10.1177/18479790231174318>
- Guerriero, F., Luzzi, M., & Macrina, G. (2021). Revenue management approach for passenger transport service: An Italian case study. En R. Cerulli, M. Dell'Amico, F. Guerriero, D. Pacciarelli & A. Sforza (Eds.), *Optimization and decision science. ODS, Virtual*

- Conference, november 19, 2020* (pp. 237-247). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-86841-3_20
- Handojo, A., Pujaman, N., Santosa, B., & Laksono Singgih, M. (2023). A multi layer recency frequency monetary method for customer priority segmentation in online transaction. *Cogent Engineering*, 10(1). <https://doi.org/10.1080/23311916.2022.2162679>
- Horita, Y., & Yamashita, H. (2019). Bayesian network considering the clustering of the customers in a hair salon. *Cogent Business & Management*, 6(1), 1-15. <https://doi.org/10.1080/23311975.2019.1641897>
- Kourentzes, N., Li, D., & Strauss, A. K. (2019). Unconstraining methods for revenue management systems under small demand. *Journal of Revenue Pricing Management*, 18(1), 27-41. <https://doi-org.ezproxy.ulima.edu.pe/10.1057/s41272-017-0117-x>
- Martí, P., Jordán, J., De la Prieta, F., & Julian, V. (2023). Optimization of rural demand-responsive transportation through transfer point allocation. *Electronics*, 12(22), 4684. <https://doi.org/10.3390/electronics12224684>
- Oliveira, B. B., Carravilla, M. A., & Oliveira, J. F. (2018). Integrating pricing and capacity decisions in car rental: A matheuristic approach. *Operations Research Perspectives*, (5), 334-356. <https://doi.org/10.1016/j.orp.2018.10.002>.
- Shaw, S., Chovancová, M., & Bejtkovský, J. (2022). Managing price changes: Role of consumer thinking styles on perceived price fairness and purchase intention. *Innovative Marketing*, 18(2), 212-223. [http://dx.doi.org/10.21511/im.18\(2\).2022.18](http://dx.doi.org/10.21511/im.18(2).2022.18)
- Tang, L., Gan, A., Cevallos, F., & Alluri, P. (2018). Characteristics of bus transit vehicles in the United States: A 30-year national trend analysis. *Transportation Research Record*, 2672(8), 41-51. <https://doi.org/10.1177/0361198118782268>
- Wilbert, H. J., Hoppe, A. F., Sartori, A., Stefenon, S. F., & Silva, L. A. (2023). Recency, frequency, monetary value, clustering, and internal and external indices for customer segmentation from retail data. *Algorithms*, 16(9), 396. <https://doi.org/10.3390/a16090396>
- Yuan, W., & Nie, L. (2020). Optimization of seat allocation with fixed prices: An application of railway revenue management in China. *PLoS ONE*, 15(4). <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0231706>
- Zelenkov, Y. A., & Suchkova, A. S. (2023). Predicting customer churn based on changes in their behavior patterns. *Business Informatics*, 17(1), 7-17. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2023.1.7.17>