

Universidad de Lima  
Facultad de Ingeniería  
Carrera de Ingeniería Industrial



# **MEJORA EN EL COSTO TOTAL LOGÍSTICO EN UNA EMPRESA DE QUÍMICOS AUTOMOTRICES UTILIZANDO HERRAMIENTAS DE PRONÓSTICO Y PROGRAMACIÓN LINEAL**

Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero Industrial

Artículo Científico

**Valeria Ximena Liendo Carrillo**

**Código 20191102**

**Adriana Lucia Medina Franco**

**Código 20193064**

Asesor

José Antonio Taquía Gutiérrez

Lima – Perú

Junio de 2025

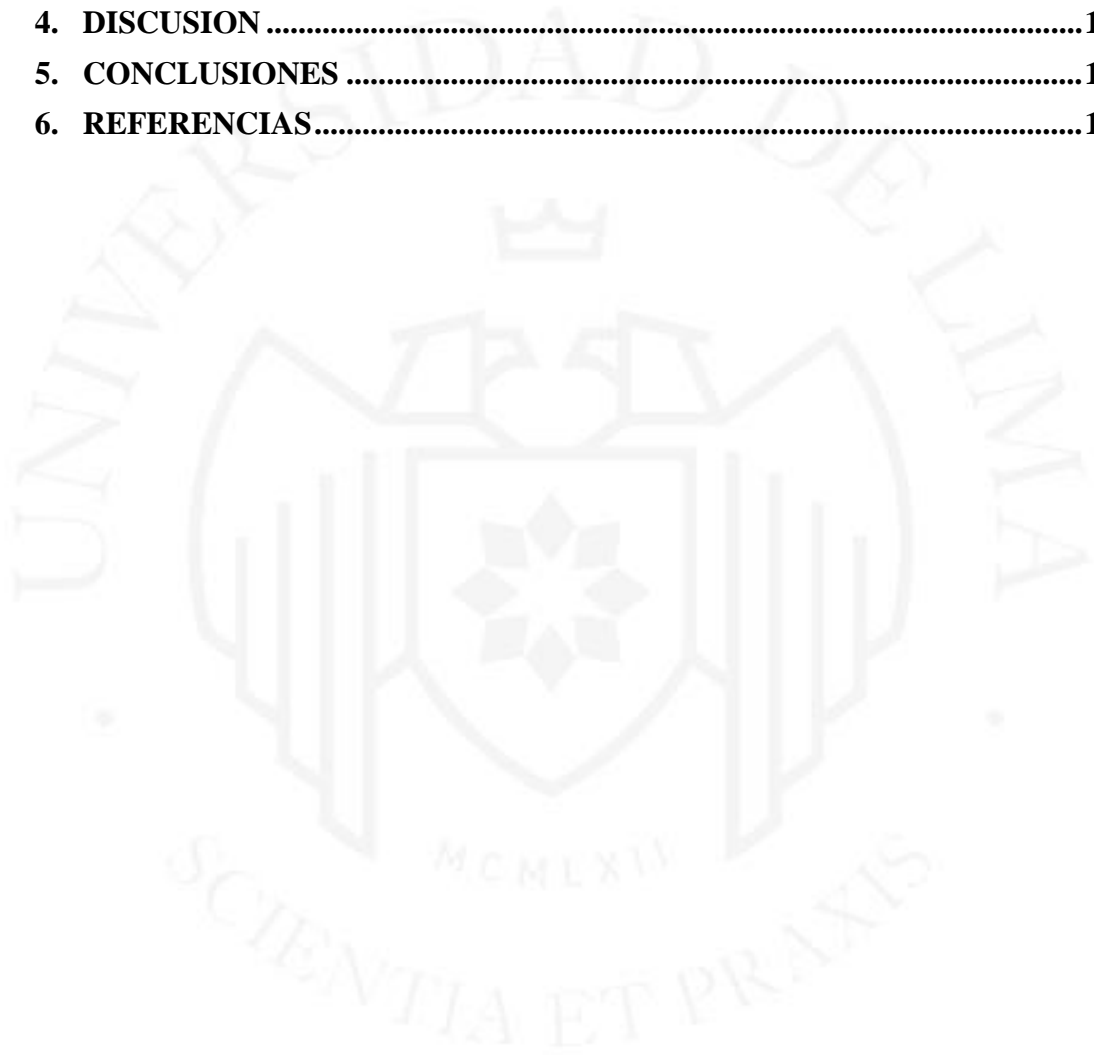




**IMPROVEMENT IN TOTAL LOGISTICS  
COST IN AN AUTOMOTIVE CHEMICALS  
COMPANY USING FORECASTING TOOLS  
AND LINEAR PROGRAMMING**

## TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN .....	1
2. METODOLOGÍA .....	3
3. RESULTADOS .....	10
4. DISCUSION .....	16
5. CONCLUSIONES .....	17
6. REFERENCIAS.....	17

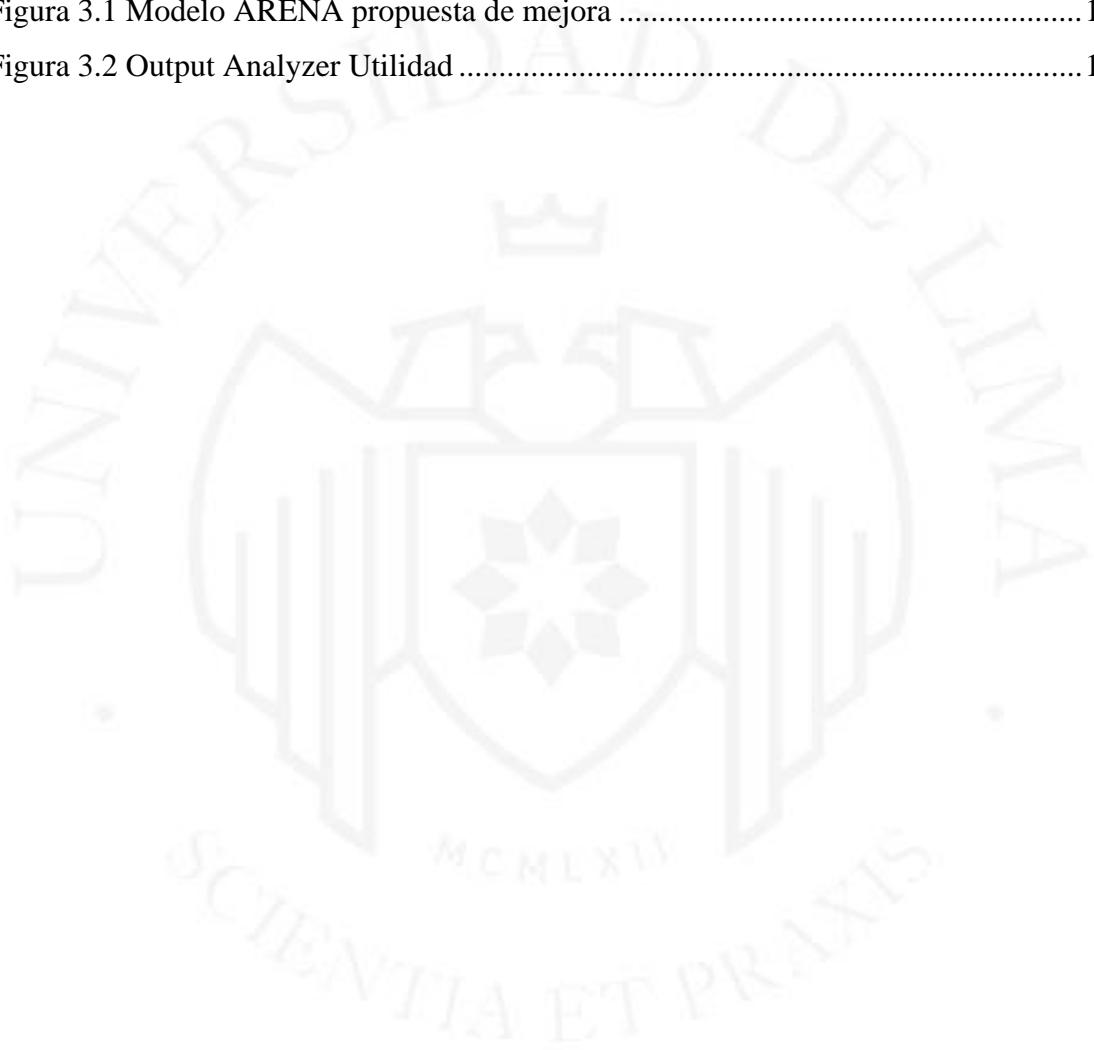


## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Variables .....	7
Tabla 3.1 Comparativa MAPE pronóstico de la demanda.....	11
Tabla 3.2 Comparativa de escenarios MAPE .....	11
Tabla 3.3 Detalle de costos .....	12
Tabla 3.4 Plan de producción por producto (litros) .....	12
Tabla 3.5 Plan agregado de producción mejorado.....	13
Tabla 3.6 Plan agregado de producción base.....	13
Tabla 3.7 Comparativa costos de producción.....	13
Tabla 3.8 Comparativa de escenarios reducción de costos.....	14
Tabla 3.9 Comparativa costo total logístico .....	14
Tabla 3.10 Comparativa de escenarios CTL.....	15

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Modelo de solución propuesto .....	4
Figura 2.2 Pareto de categorías (miles de soles).....	5
Figura 2.3 Value Stream Map.....	5
Figura 2.4 Flujo del modelo en ARENA .....	10
Figura 3.1 Modelo ARENA propuesta de mejora .....	14
Figura 3.2 Output Analyzer Utilidad .....	15



# **Mejora en el costo total logístico en una empresa de químicos automotrices utilizando herramientas de pronóstico y programación lineal**

**Valeria Ximena Liendo Carrillo**

20191102@aloe.ulima.edu.pe

Universidad de Lima

**Adriana Lucía Medina Franco**

20193064@aloe.ulima.edu.pe

Universidad de Lima

**Resumen:** Este estudio presenta la optimización de los costos logísticos en una empresa mediana del sector de químicos automotrices (PYME). La metodología implementada se dividió en cuatro etapas. En primer lugar, se recopilaron datos históricos de ventas y producción para consolidar una base de información. Posteriormente, se evaluó la situación inicial para generar propuestas de solución. En tercer lugar, se aplicó el método ARIMA, logrando una reducción del MAPE al 20,40% en el pronóstico de la demanda, y se propuso un modelo de programación lineal para reducir los costos de producción hasta en un 52%. Finalmente, se validó el objetivo principal con un modelo en ARENA, obteniendo un ahorro anual de S/ 78 939,12 en los costos logísticos totales.

**Palabras Clave:** Costos logísticos, Pronóstico de la demanda, ARIMA, Programación Lineal, MAPE, Plan de Producción Agregado.

**Abstract:** This present study demonstrates the optimization of logistic costs in a medium-sized enterprise in the automotive chemicals sector (SME). The implemented methodology was divided into four stages. Firstly, historical data of sales and production were collected to consolidate an information base. Subsequently, the initial situation was assessed to generate solution proposals. Thirdly, the ARIMA method was implemented to achieve a reduction of MAPE to 20,40% in demand forecasting, and a linear programming model was proposed to reduce production costs by up to 52%. Finally, the main objective was validated with an ARENA model, resulting in an annual savings of S/ 78 939,12 in total logistic costs.

**Keywords:** Logistic cost, forecasting, ARIMA, linear programming, MAPE, Aggregate Production Plan.



## 1. INTRODUCCIÓN

La Sociedad de Comercio Exterior del Perú (2022) menciona que, en los últimos años, la industria peruana ha mostrado un desempeño por debajo del promedio internacional en lo que respecta a la eficiencia de la cadena de suministro, debido en gran medida a las ineficiencias logísticas del sector empresarial. Según el Ministerio de la Producción (2021), el 11,7 % de las micro, pequeñas y medianas empresas (Mipymes) no emplean ningún mecanismo para el control de inventarios, argumentando que no lo consideran necesario, carecen de tiempo o no cuentan con suficiente información (p. 121). Un claro ejemplo de esta problemática se evidencia en el caso de estudio descrito en el presente artículo: una empresa del sector de manufactura de químicos automotrices que gestiona internamente todos sus procesos logísticos. Esta situación ha generado, en los últimos años, sobrecostos asociados a fallas en la planificación de la demanda y en la gestión de inventarios.

Con el objetivo de optimizar el uso de los recursos, en especial las materias primas, el pronóstico de la demanda ha evolucionado como una herramienta estratégica que permite a las empresas mejorar su competitividad y eliminar actividades que no generan valor (Orbak et al., 2023). Esta herramienta facilita la formulación de planes de producción más eficientes, enfocados en minimizar los costos logísticos. El pronóstico se basa en un enfoque matemático sustentado en datos históricos, lo que permite anticipar posibles escenarios futuros y tomar decisiones informadas (Quiñones-Rivera et al., 2022).

Frente a la necesidad de alcanzar mayores niveles de eficiencia y competitividad, el sector manufacturero requiere una organización estructurada de sus procesos productivos. En este contexto, se han desarrollado herramientas informáticas y modelos matemáticos que, al integrarse con información cuantitativa y cualitativa, permiten una predicción más precisa de la demanda (Syberg et al., 2023). De este modo, con el propósito de evaluar la precisión de distintos modelos de pronóstico, se emplea el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), una métrica que calcula el error promedio expresado en porcentaje respecto a los valores reales. Este indicador se obtiene promediando las desviaciones porcentuales absolutas entre los datos observados y los estimados, lo que lo convierte en una herramienta eficaz para comparar el desempeño de diferentes modelos (Kim et al., 2024).

Kmiecik y Zangana (2022) aplicaron distintas técnicas de pronóstico de la demanda en una empresa manufacturera del sector automotriz. Para evaluar la precisión de los modelos utilizados, definieron periodos de entrenamiento y prueba, calculando métricas como el Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE). El modelo ARIMA resultó ser el más preciso, alcanzando un MAPE del 22,18%. En la misma línea, Ihwah y Syafira (2021) emplearon el modelo ARIMA (1,0,1) para predecir la demanda de aminoácidos, utilizando el método Box-Cox y los gráficos ACF y PACF para validar la estacionariedad de los datos. Tras comparar diferentes combinaciones del modelo, eligieron aquella con el menor error cuadrático medio. Estas investigaciones demuestran la utilidad del modelo ARIMA en contextos industriales, especialmente en entornos donde la demanda presenta patrones estacionales o de tendencia. Asimismo, destacan la importancia de una validación rigurosa basada en criterios estadísticos para asegurar la precisión de las proyecciones, el uso de métricas de error confiables como el MAPE son fundamentales para garantizar resultados que puedan respaldar decisiones operativas y estratégicas en la cadena de suministro.

De manera complementaria, Dey et al. (2023) realizaron un análisis comparativo entre varios modelos ARIMA para proyectar la demanda de etanol en India. Para identificar el modelo más adecuado, consideraron las combinaciones (p, d, q) y aplicaron la escala de Lewis como criterio de evaluación. Por otro lado, Hayati et al. (2022) exploraron el uso de técnicas de suavizamiento exponencial (simple, doble y triple) para pronosticar la demanda de alimento proteico en la producción de tilapia, concluyendo que el suavizamiento exponencial triple fue el más eficaz con un MAPE de 3,8%. Asimismo, Fatima y Rahimi (2024) aplicaron modelos ARIMA para pronosticar la producción mensual de plásticos laminados en España. Su estudio demostró que el modelo ARIMA superó a otras técnicas, como el suavizamiento exponencial, al alcanzar un MAPE de 4,96%, destacando su eficacia en contextos industriales con patrones de demanda complejos. Los trabajos revisados destacan la relevancia de elegir adecuadamente el método de pronóstico según las características específicas de los datos y el entorno en el que se aplican. Es por ello que el modelo ARIMA se posiciona como una herramienta valiosa por su habilidad para identificar estructuras complejas en series de tiempo, tales como comportamientos tendenciales o estacionales, lo que lo convierte en una opción efectiva para su implementación en el sector de manufactura.

Además del enfoque predictivo, también se han propuesto soluciones basadas en modelos de optimización. Cusirimay-Balderrama et al. (2022) implementaron herramientas como el modelo EOQ, la programación lineal y la planificación agregada en una empresa embotelladora, logrando reducir en un 47% los costos de producción. Coronado-Hernández et al. (2021) propusieron un modelo de programación lineal basado en la identificación de variables críticas del proceso, aplicado a una empresa productora de derivados del arroz, obteniendo una mejora significativa en la planificación y una reducción del 11% en los costos. Además de los estudios mencionados, se puede destacar la investigación de Avila y De La Cruz (2022), quienes aplicaron programación lineal, planificación de requerimientos de materiales (MRP) y distribución de planta en una fábrica de cartón en Trujillo. Su propuesta logró una reducción del 50,74% en los costos operativos, equivalente a S/ 24 445,07, demostrando la efectividad de estas herramientas en la optimización de procesos productivos.

Finalmente, Avendeño Delgado et al. (2022) desarrollaron un modelo de programación lineal entera mixta para optimizar la planificación de la producción en una empresa textil. Este modelo integró múltiples variables con impacto directo en la rentabilidad, permitiendo obtener un Plan de Producción Agregado con decisiones optimizadas para cada periodo, lo que derivó en un costo total de \$6 088 823.

En ese sentido, posterior a la revisión de los hallazgos explicados anteriormente, el presente caso de estudio tiene como objetivo principal reducir los costos logísticos de una empresa del sector manufacturero mediante la aplicación de herramientas de ingeniería.

## **2. METODOLOGÍA**

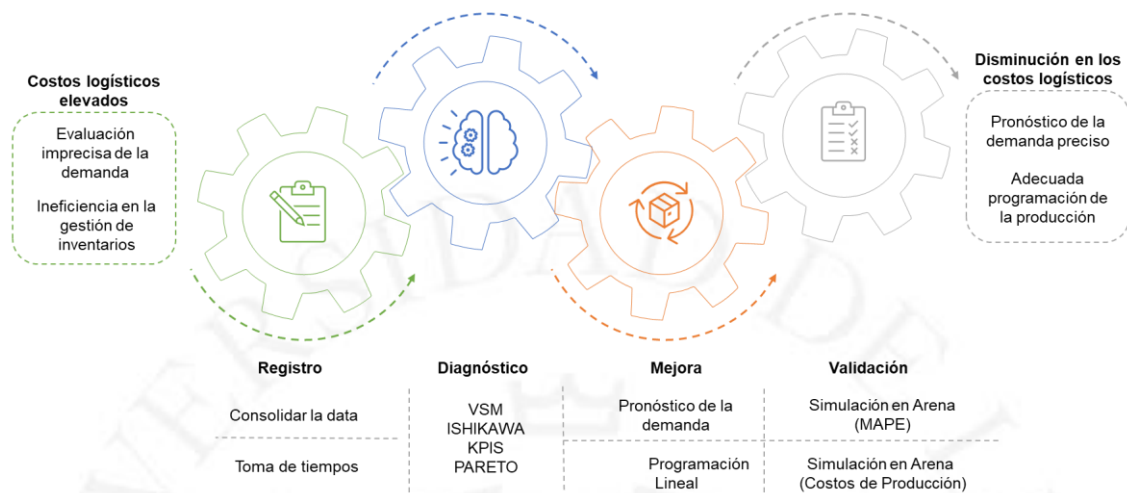
En el presente capítulo se detallará el método utilizado para enfrentar problemas de inventarios y sobrecostos logísticos en una empresa mediana dedicada a la fabricación de productos químicos para el sector automotriz, con una planilla de cincuenta empleados y ubicada en la provincia de Lima.

El aporte del presente artículo se basa en la entrega de una propuesta orientada a la disminución de los costos logísticos de la empresa. Para ello, se tomaron en consideración dos componentes: el pronóstico impreciso de la demanda y la ineficiencia

en la programación de la producción. Estos aspectos serán sometidos a 4 fases mostradas en la figura 2.1: registro, diagnóstico, mejora y validación.

**Figura 2.1**

*Modelo de solución propuesto*

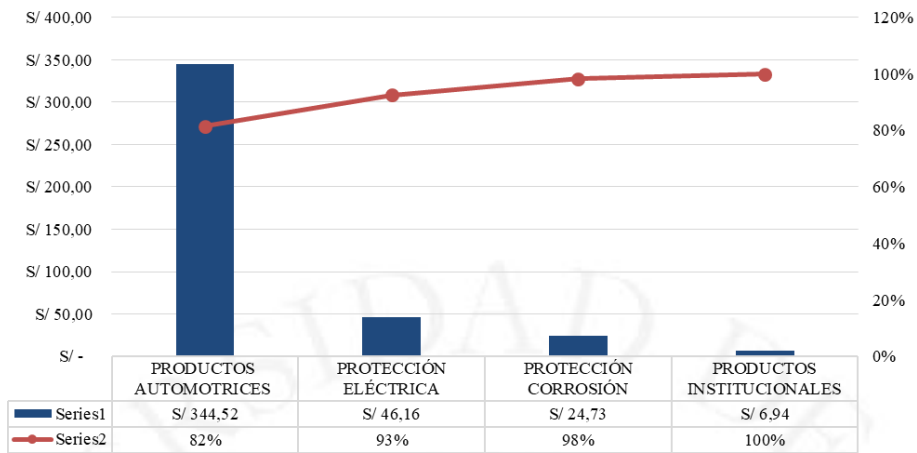


En primer lugar, para el registro, se consideró apropiado consolidar toda la información previamente; debido a que, la empresa seleccionada no lleva un control riguroso de su data. Además, se realizó la toma de tiempos de cada actividad del proceso productivo.

En segundo lugar, se emplearon diversas herramientas de diagnóstico para identificar las oportunidades de mejora en la empresa. Para seleccionar la línea de productos principal de la empresa en el año 2022, se elaboró un Diagrama de Pareto considerando los niveles de ventas por categoría mostradas en la figura 2.2.

**Figura 2.2**

*Pareto de categorías (miles de soles)*

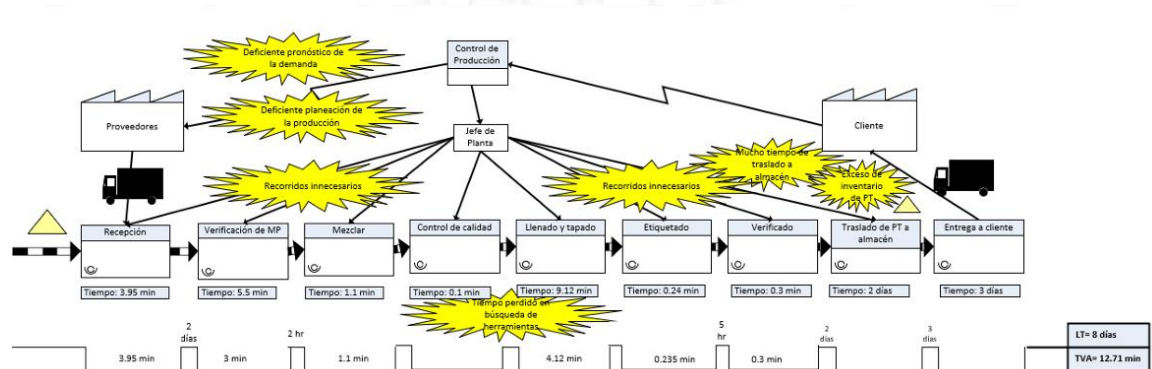


De este modo, se seleccionó a la línea de productos automotrices, la cual incluye artículos como lubricantes para motor, líquidos de freno, refrigerantes, siliconas y otros componentes químicos esenciales para el mantenimiento de vehículos. Asimismo, se obtuvo una muestra representativa de 16 productos pertenecientes a la categoría seleccionada.

Por otro lado, se utilizó la herramienta Lean, Value Stream Map (VSM) para determinar los problemas más importantes presentes en las operaciones de la empresa, basados en el tiempo que toma cada una. Considerando lo hallado mediante el VSM, según se muestra en la figura 2.3, se elaboró el diagrama de Ishikawa con el fin de identificar todas las causas raíz relacionadas a los altos costos logísticos en el proceso de producción de químicos automotrices.

**Figura 2.3**

*Value Stream Map*



Asimismo, se han considerado indicadores de desempeño para establecer un criterio de evaluación de los resultados finales. La medida principal es el Costo Logístico Total (LTC, por sus siglas en inglés), el cual se estima dividiendo los costos logísticos entre el costo de venta. Para el caso de estudio, se considerará un umbral del 14,6%, en concordancia con la recomendación del Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2022), lo que toma en cuenta el contexto nacional de las empresas medianas.

A su vez, el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) será considerado como un indicador clave para caracterizar la precisión del pronóstico de la demanda, con un umbral mínimo establecido en 22,18%, de acuerdo con el estudio realizado por Kmiecik, M. y Zangana, H. (2022). Finalmente, en consonancia con lo planteado por Cusirimay-Balderrama et al. (2022), se busca alcanzar una reducción mínima del 47% en los costos de producción mediante la implementación de un sistema de programación lineal que proponga un plan de producción optimizado, maximizando el uso de los recursos disponibles.

A continuación, se describen los componentes de la mejora propuesta.

## 2.1 Pronóstico de la demanda

Se llevó a cabo la selección del modelo de pronóstico más adecuado para la base de datos de la demanda. Esta decisión se basó en una evaluación de la estacionalidad, realizada mediante pruebas de correlación y autocorrelación parcial, las cuales revelaron la presencia de patrones estacionales en los datos. Posteriormente, se comparó el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), el cual se halla utilizando la ecuación 1.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \quad (1)$$

Donde,

$Y_t$  = Valor real

$F_t$  = Pronóstico de la demanda

$n$  = Número de periodos

De esta forma, se utilizó este indicador en las predicciones generadas por el modelo ARIMA o “modelo autorregresivo integrado de media móvil”, con una ecuación de promedio móvil de (0,1,1) y en el enfoque de Holt-Winters implementado en el software Minitab. Como resultado de esta comparación, se eligió el modelo ARIMA, ya

que presentó un MAPE de 20,40%, en contraste con el 29,61% obtenido con Holt-Winters.

La técnica de ARIMA está conformada por tres componentes que pretenden analizar el comportamiento de una serie de tiempo. A continuación, se realiza la explicación de los componentes mencionados:

- AR (Autorregresión): Hace referencia a la relación que existe entre los valores precedentes y los valores actuales de la serie. El orden del modelo AR (p) alude a la cantidad de valores pasados que se considerarán en la ecuación.
- MA (media móvil): Hace referencia a que el valor presente del modelo tiene dependencia de los errores originados en el pasado. El orden del modelo MA (q) se refiere a la cantidad de errores pasados que se tendrán en cuenta.
- I (Integración): Hace referencia a la diferenciación que se realiza para retirar la tendencia y estacionalidad, esto con la finalidad de lograr que la serie de tiempos sea estacionaria. El parámetro “d”, expresa la cantidad de veces que se ejecutará esta operación a la serie.

El modelo de la técnica ARIMA se presenta en la ecuación 2.

$$W_t - \phi_1 W_{t-1} - \dots - \phi_p W_{t-p} = \theta_t - \theta_1 \alpha_{t-1} - \dots - \theta_q \alpha_{t-q} \quad (2)$$

## 2.2 Programación de la Producción

Se adaptó el modelo de programación lineal propuesto por Avendaño et al. (2022) para encontrar los costos óptimos de producción. Para ello, se definieron las variables descritas en la Tabla 2.1

**Tabla 2.1**

*Variables*

P <sub>ij</sub> : Cantidad de producto i fabricado en la planta en el mes j (litros)
IF <sub>ij</sub> : Cantidad de producto i almacenados en el mes j (litros)
W <sub>j</sub> : Cantidad de trabajadores el mes j (trabajadores)

A continuación, en la Ec.3 se formuló la función objetivo Z (Costos) para minimizar los costos de contratación (CC), despido (CD), planilla (CP), horas extra (CE), tiempo ocioso (CO), inventario (CI) y desabastecimiento (CR).

$$Z = \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{16} CC * (W_j - W_{j-1})^+ + CD * (W_j - W_{j-1})^- + CP * W_j + CE * (k * P_{ij} - W_j)^+ + CI * IF_{ij}^+ + CR * IF_{ij}^- \quad (3)$$

Asimismo, se presentan las restricciones operativas a las que está sujeta la función objetivo.

- R1: No negatividad del número de trabajadores:

$$W_j \geq 0 \quad \forall j \quad (4)$$

- R2: No negatividad del nivel de producción:

$$P_{ij} \geq 0 \quad \forall i, j \quad (5)$$

- R3: La producción total en el mes j debe ser menor o igual a la capacidad total en litros:

$$\sum_{i=1}^{16} P_{ij} \leq CT \quad \forall j \quad (6)$$

- R4: Balance de inventarios considerando la demanda mensual por producto:

$$IF_{ij} = IF_{ij-1} + P_{ij} - D_{ij} \quad \forall i, j \quad (7)$$

- R5: Balance de inventarios:

$$IF_{ij} \leq SS_i \quad \forall i, j \quad (8)$$

Las variables utilizadas en el modelo se denominan variables no restringidas, ya que, al tomar valores negativos, se multiplican por parámetros distintos a los que se emplean cuando toman valores positivos. Por lo tanto, serán reemplazadas por variables auxiliares que facilitarán la formulación del modelo y que serán no negativas.

$$x_j = \text{Operarios a contratar en el mes } j \quad (W_j - W_{j-1})^+$$

$$y_j = \text{Operarios a despedir en el mes } j \quad (W_j - W_{j-1})^-$$

$$z_j = \text{Operarios en tiempo extra en el mes } j \quad (k * P_{ij} - W_j)^+$$

$$w_j = \text{Operarios en tiempo ocioso en el mes } j \quad (k * P_{ij} - W_j)^-$$

$$u_{ij} = \text{Litros del producto } i \text{ en inventario en el mes } j \quad I_{ij}^+$$

$$v_{ij} = \text{Litros del producto } i \text{ en déficit en el mes } j \quad I_{ij}^-$$

Del mismo modo, la función objetivo y las restricciones fueron redefinidas en función de las variables auxiliares definidas previamente. De esta manera, se obtuvo el siguiente modelo presentado en la Tabla 2.2.

**Tabla 2.2**

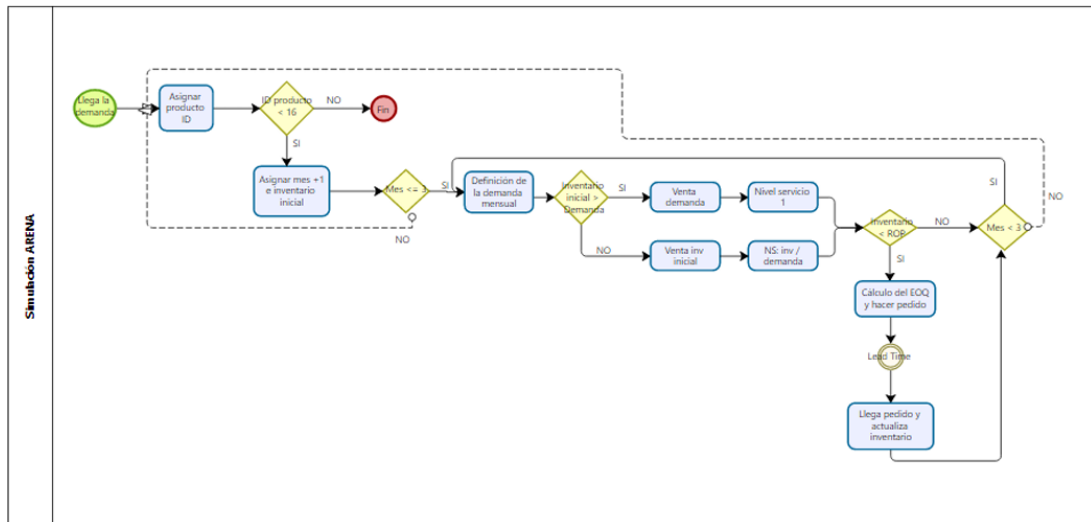
*Modelo extendido con variables auxiliares*

Función Objetivo (minimización de costos)	$Z = \sum_{j=1}^3 \left( \sum_{i=1}^{16} [CC * x_j + CD * y_j + (CE - CP) * z_j + CP * w_j + CI * u_{ij} + CR * v_{ij}] + CP * k * \sum_{i=1}^{16} -II_i \right) + \sum_{i=1}^3 -D_{ij} + (u_{ij} - v_{ij})$	
R1	$\sum_{i=1}^{16} k * [(u_{ij} - v_{ij}) - (u_{ij-1} - v_{ij-1}) + D_{ij}] - (z_j - w_j) \geq 0$	$\forall j$
R2	$(u_{ij} - v_{ij}) - (u_{ij-1} - v_{ij-1}) + D_{ij} \geq 0$	$\forall i, j$
R3	$\sum_{i=1}^{16} (u_{ij} - v_{ij}) - (u_{ij-1} - v_{ij-1}) + D_{ij} \leq CP$	$\forall j$
R4	$\{k * [\sum_{i=1}^{16} (u_{ij} - v_{ij}) - (u_{ij-1} - v_{ij-1}) + D_{ij}] - (z_j - w_j)\} - \{k * [\sum_{i=1}^{16} (u_{ij-1} - v_{ij-1}) - (u_{ij-2} - v_{ij-2}) + D_{ij-1}] - (z_{j-1} - w_{j-1})\} - (x_j - y_j) = 0$	$\forall j$
R5	$(u_{ij} - v_{ij}) \geq SS_i$	$\forall i, j$

Finalmente, para la aplicación de la solución propuesta, se emplearon herramientas computacionales como Minitab, Microsoft Excel y Lingo. Estos programas utilizaron como insumo los datos históricos de la empresa investigada, enfocándose en un resumen consolidado de las ventas de productos y el plan de producción correspondiente al año 2022. Posteriormente, la validación de la reducción de costos logísticos se realizó mediante el software ARENA, con un total de 40 réplicas y un intervalo de confianza del 95%. A continuación, en la figura 2.4 se ilustra el flujo a detalle del modelo recreado en ARENA.

**Figura 2.4**

*Flujo del modelo en ARENA*



### 3. RESULTADOS

#### 3.1 Pronóstico de la Demanda

Como se mencionó en el capítulo anterior, se llevó a cabo una comparación entre las herramientas ARIMA y Holt-Winters con el objetivo de evaluar su precisión en la proyección de ventas, utilizando el indicador MAPE como referencia. En la Tabla 3.1 se presentan los resultados obtenidos por ambos modelos en contraste con el método de proyección actualmente utilizado por la empresa.

Entre los principales hallazgos, se destaca que el modelo ARIMA arroja un margen de error del 20,4%, lo que representa una mejora del 22% respecto al enfoque actual. Por su parte, aunque el modelo Holt-Winters también presenta una mejora, esta es de solo un 12,8%. Por lo tanto, se seleccionará el modelo ARIMA como el más adecuado, debido a su mayor precisión.

**Tabla 3.1**  
*Comparativa MAPE pronóstico de la demanda*

Producto	MAPE REAL	MAPE ARIMA	MAPE HW
Abrillantador de llantas y plásticos	41,28%	28,30 %	32,70 %
Agua de stilada	82,23 %	31,09 %	49,90 %
Agua para baterías	59,89 %	15,77 %	37,00 %
Crema Desengrasante profesional para manos	75,11 %	64,43 %	52,20 %
Desengrasante de motor Base acuosa	52,38 %	11,07 %	16,70 %
Limpia parabrisas	17,27 %	31,66 %	37,90 %
Limpiador de frenos, discos y zapatas	29,44 %	26,95 %	37,60 %
Refrigerante 17 % Color Rojo	30,49 %	13,52 %	16,20 %
Refrigerante 17 % Color Verde	35,73 %	15,72 %	25,40 %
Refrigerante 33 % Color Rojo	21,81 %	20,66 %	27,70 %
Refrigerante 33 % Color Verde	22,62 %	13,23 %	32,60 %
Refrigerante 50 % Color Rojo	15,32 %	10,95 %	25,70 %
Refrigerante 50 % Color Verde	16,41 %	13,71 %	6,90 %
Shampoo para autos	50,60 %	8,67 %	13,80 %
Shampoo Premium súper concentrado	89,79 %	22,96 %	48,80 %
Silicona White con aroma fresa	38,81 %	8,26 %	14,30 %
<b>MAPE PROMEDIO</b>	<b>42,45 %</b>	<b>20,40 %</b>	<b>29,61 %</b>

Asimismo, se realizó la comparativa de escenarios en la Tabla 3.2, siguiendo la revisión literaria y la definición de objetivos. De este modo, un nivel adecuado para este KPI es del 22.18%, según el estudio de Kmiecik y Zangana (2022). Por lo tanto, podemos afirmar que se ha alcanzado un nivel óptimo.

**Tabla 3.2**  
*Comparativa de escenarios MAPE*

Indicador	Escenario Base	Escenario Propuesto	Escenario Kmiecik & Zangana (2022)
MAPE (%)	42,45%	20,40%	22.18%

En consecuencia, se obtuvo una proyección de la demanda correspondiente al primer trimestre del 2023 la cual será empleada como insumo en la implementación del modelo de programación lineal.

### 3.2 Programación de la Producción

En esta etapa, se efectuó un exhaustivo análisis de los costos de producción utilizando la programación lineal a través de la herramienta Lingo. Este proceso implicó la ejecución del modelo con el objetivo de derivar un plan de producción óptimo que

estuviera acorde a los niveles de inventario previstos y la demanda estimada mediante el enfoque ARIMA. Se tomaron las variables operativas mostradas en la Tabla 3.3.

**Tabla 3.3**

*Detalle de costos*

CC= 1100 PEN	Corresponde al costo incurrido al contratar a un nuevo trabajador.
CD= 1800 PEN	Este monto corresponde al costo de desvincular a un trabajador.
CP= 1200 PEN	Corresponde al pago mensual que se realiza a los trabajadores.
CE= 2000 PEN	Corresponde al costo mensual aproximado por horas extras.
CRi= Variable	Este monto varía según el producto y representa el margen de contribución perdido debido a la rotura de inventario.

De esta manera, el plan de producción mensual devuelto por el modelo se detalla en la Tabla 3.4.

**Tabla 3.4**

*Plan de producción por producto (litros)*

Productos	Enero	Febrero	Marzo
1	937,56	1050,33	1049,92
2	3149,59	2740,95	4027,19
3	179,81	645,82	649,24
4	0	76,34	88,07
5	1150,52	1791,5	1801,6
6	4841,77	1513,43	189,17
7	7,16	249,49	248,46
8	1017,63	1017,89	1016,63
9	1510,74	1921,29	1904,08
10	2893,89	2299,04	2291,91
11	8377,27	7290,5	7288,44
12	6555,35	9153,52	9123,15
13	962,92	1470,79	1470,95
14	1435,98	1732,77	1729,62
15	0	157,59	235,69
16	1598,85	1507,79	1504,92

A partir de dicha información, se desarrolló el Plan Agregado de Producción óptimo correspondiente al primer trimestre del año, el cual se presenta en la Tabla 3.5. Al contrastar dicho plan con la situación real, detallada en la Tabla 3.6, se evidencia una reducción significativa en los costos de producción, inventario y mano de obra.

**Tabla 3.5**  
*Plan agregado de producción mejorado*

MES	Demanda (lt)	Producción (lt)	Inventario (lt)	Rotura (lt)	Operarios				
					Contratos	Despidos	Total	Tiempo Extra	Tiempo Ocioso
Enero	32 526	34 620	14 556	0	10		16		
Febrero	39 154	34 621	10 431	401			16		
Marzo	36 497	34 622	9338	2269			16		
<b>Costo (S/)</b>	-	<b>209 836</b>	<b>29 805</b>	<b>1736</b>	<b>12 000</b>	<b>0</b>	<b>57 600</b>		

**Tabla 3.6**  
*Plan agregado de producción base*

MES	Demanda (lt)	Producción (lt)	Inventario (lt)	Rotura (lt)	Operarios				
					Contratos	Despidos	Total	Tiempo Extra	Tiempo Ocioso
Enero	32 526	43 064	23 009	0	8		14	2	
Febrero	39 154	46 103	29 970	11		2	12		
Marzo	36 497	32 443	26 900	995	4		16		
<b>Costo (S/)</b>	-	<b>254 461</b>	<b>321 813</b>	<b>654</b>	<b>13 200</b>	<b>3600</b>	<b>50 400</b>	<b>4000</b>	

A raíz de estos análisis, en la Tabla 3.7 se observa la comparación entre los costos de producción de la situación real y los del escenario propuesto, lo que proporciona una visión integral de la estructura de costos y su impacto en la planificación de la producción.

**Tabla 3.7**  
*Comparativa costos de producción trimestral*

Costos de Producción	
Escenario Actual	Escenario Propuesto
S/ 648 129,32	S/ 310 977,06

De este modo, en la Tabla 3.8 se realiza la comparativa con la literatura revisada. Según la revisión literaria, el objetivo de mejora en este indicador es 47% de reducción en los costos; sin embargo, se ha alcanzado una disminución total de 52% que supera el objetivo planteado por Cusirimay-Balderrama et al. (2022).



**Tabla 3.10***Ventas Trimestrales*

Mes	Enero	Febrero	Marzo	Ventas (Trimestre)
Ventas	64 798,04	77 775,49	75 236,32	217 809,85

Para evaluar el cumplimiento del indicador, se calculó la proporción de los costos logísticos en relación con el costo de ventas mensual que se detallan en la Tabla 3.10, y se comparó con el estándar establecido por el Ministerio de Transportes y Comunicaciones del Perú. Según los resultados presentados en la Tabla 3.11, la mejora obtenida supera en cinco puntos porcentuales dicho estándar, lo que posiciona a la empresa en una situación más eficiente.

**Tabla 3.11***Comparativa de escenarios CTL*

Indicador	Escenario Base	Escenario Mejorado	Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2022)
CTL (%)	18,04%	8,98%	14,6%

Se utilizó la herramienta Output Analyzer para evaluar la utilidad promedio mensual percibida, tal como se muestra en la Figura 3.2. En la figura inicial, se contempla un ingreso promedio de 7,35 mil soles mensuales con un margen de error de aproximadamente mil soles tanto para el límite superior como el límite inferior. Para el escenario optimizado se identifica una utilidad promedio de 16,1 mil soles que representa una mejora considerable y permite aceptar la viabilidad del proyecto.

**Figura 3.2***Output Analyzer Utilidad*

En suma, se puede llegar a la conclusión fundamentada estadísticamente que la mejora aplicada impacta de manera positiva y relevante. Resultaría viable una implementación de las herramientas de ingeniería expuestas a lo largo de este trabajo.

#### 4. DISCUSION

A modo de síntesis, esta investigación se centró en la optimización de costos en la cadena de suministro mediante la aplicación de herramientas de ingeniería, en una empresa que hasta el momento no contaba con una metodología adecuada, lo que generaba sobrecostos y afectaba negativamente su rentabilidad mensual. En este contexto, fue posible implementar una propuesta que permite alcanzar un ahorro anual de S/ 78 939,12 en los costos logísticos totales y en el CTL que pasó del 18% al 9%. Esta mejora posiciona a la empresa en un nivel más competitivo, superando el estándar del 14,6% establecido por el Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2022).

Adicionalmente, la implementación del modelo de pronóstico ARIMA permitió mejorar la planificación de la demanda al reducir el error porcentual absoluto medio (MAPE) a un 20,4%, superando el valor óptimo del 22,18% reportado por Kmiecik y Zangana (2022). Este avance evidencia que el uso de modelos estadísticos como ARIMA puede incrementar significativamente la precisión de los pronósticos, lo que se traduce en una mejor gestión de inventarios y una mayor capacidad de respuesta ante fluctuaciones del mercado.

Por otra parte, la aplicación de programación lineal en la planificación agregada de producción permitió reducir los costos de producción en un 52%, resultado comparable con el alcanzado por Cusirimay-Balderrama et al. (2022), quienes reportaron una disminución del 47% en una empresa de manufactura. Esta similitud refuerza la eficacia de la programación lineal como herramienta de optimización en contextos productivos, permitiendo alinear recursos y demanda de manera estratégica.

Este conjunto de resultados representa un aporte significativo para empresas medianas del sector manufacturero peruano que buscan mejorar su rentabilidad y competitividad. Además, el enfoque metodológico propuesto es replicable en otras organizaciones del mismo sector, ya que integra herramientas conocidas, accesibles y adaptables a diversas realidades operativas. La aplicación de modelos de pronóstico junto con esquemas de optimización como la programación lineal ofrece una estrategia integral que no solo reduce costos, sino que también mejora la eficiencia general de la cadena de suministro.

## 5. CONCLUSIONES

Se puede concluir que los costos logísticos están intrínsecamente vinculados a una proyección precisa de la demanda y a una planificación efectiva del proceso de producción. En el caso de la empresa analizada, la mejora en estos aspectos permitió una reducción significativa en dicho indicador, reflejando un impacto positivo en la eficiencia de la gestión logística. Además, se observaron avances relevantes en áreas clave como las compras y el almacenamiento, lo cual evidencia un progreso notable en la estructura operativa de la organización.

Por otro lado, la implementación de la herramienta de pronóstico ARIMA demostró ser efectiva para optimizar la planificación de la demanda, permitiendo una mejora sustancial en la precisión de los pronósticos. Este resultado valida la utilidad de esta técnica para fortalecer el proceso de toma de decisiones en entornos con alta variabilidad en el consumo.

Finalmente, se confirma que es factible desarrollar un modelo de programación lineal para la elaboración del Plan Agregado de Producción. Una adecuada planificación permitió mejorar el control sobre los recursos y facilitar la reducción de los costos asociados a la producción. Estos logros evidencian que la aplicación conjunta de herramientas de pronóstico y optimización puede generar beneficios significativos y sostenibles en el desempeño general de la empresa.

## 6. REFERENCIAS

- Avendaño Delgado, E. M., Florián Castillo, O. R., & Florián-Sánchez, D. (2022). *Application of an Optimization Model in the Aggregate Production Planning of a Textile Industry* [Presentación de paper]. 20th LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education and Technology, Boca Raton, Estados Unidos. <https://doi.org/10.18687/LACCEI2022.1.1.226>
- Ávila, M. N., & De La Cruz, M. (2022). *Propuesta de mejora en el área de producción aplicando programación lineal, MRP y distribución de planta para reducir costos operativos en una fábrica de cartón, Trujillo, 2020* [Tesis de licenciatura, Universidad Privada del Norte]. Repositorio de la Universidad Privada del Norte. <https://hdl.handle.net/11537/31777>

- Coronado-Hernández, J. R., Olarte-Jiménez, L. J., Herrera-Fontalvo, Z., & Niño, J. C. (2021). Linear Programming Model for Production Cost Minimization at a Rice Crop Products Manufacturer. *Communications in Computer and Information Science*, 1431, 335-346. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-86702-7\\_29](https://doi.org/10.1007/978-3-030-86702-7_29)
- Cusirimay-Balderrama, A., Paredes-Saldaña, R., & Castillo-Tejada, J. (2022, 6-7 de diciembre). *Model to reduce the cost of production in a bottling company using the EOQ, Linear Programming and Aggregate Planning* [Presentación de paper]. 2nd LACCEI International Multiconference on Entrepreneurship, Innovation and Regional Development, Virtual Edition. <http://dx.doi.org/10.18687/LEIRD2022.1.1.16>
- Dey, B., Roy, B., Datta, S., & Ustun, T. S. (2022). Forecasting ethanol demand in India to meet future blending targets: A comparison of ARIMA and various regression models. *Energy Reports*, 9, 411–418. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.11.038>
- Fatima, S. S. W., & Rahimi, A. (2024). A review of time-series forecasting algorithms for industrial manufacturing systems. *Machines*, 12(6), 380. <https://doi.org/10.3390/machines12060380>
- Hayati, R. L., Hakim, L., Prihanto, A. A., & Nurjannah. (2022). Forecasting of Indonesian annual protein demand for Nile tilapia (*Oreochromis niloticus*) using exponential smoothing. *Universal Journal of Agricultural Research*, 10(4), 363–370. <https://doi.org/10.13189/ujar.2022.100405>
- Ihwah, A., & Syafira, R. (2021). *Forecasting export demand for L-Lysine as animal feed product in PT X Indonesia* [Presentación de paper]. IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science, Banten, Indonesia. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/794/1/012045>
- Kim, H., Lee, S., & Park, J. (2024). Identifying causes of errors between two wave-related data using statistical and signal processing techniques. *Ocean Engineering*, 305, 117936. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.117936>
- Kmiecik, M., & Zangana, H. (2022). Supporting of manufacturing system based on demand forecasting tool. *Logforum*, 18(1), 35-50. <https://doi.org/10.17270/J.LOG.2022.637>
- Ministerio de la Producción del Perú (2021). *Las MIPYME en cifras 2021*. Oficina

*General de Evaluación de Impacto y Estudios Económicos.*

<https://ogeiee.produce.gob.pe/index.php/en/shortcode/oe-documentos-publicaciones/publicaciones-anuales/item/1089-las-mipyme-en-cifras-2021>

Ministerio de Transportes y Comunicaciones (2022). *Encuesta Nacional de Logística 2020.*

<https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/4331508/Encuesta%20Nacional%20de%20Log%C3%ADstica%202020.pdf?v=1681934904>

Orbak, Â. Y., Küçük, M., Akansel, M., Sharma, S., Li, C., Kumar, R., Singh, S., & Di Bona, G. (2023). Mathematical model assisted Six-Sigma approach for reducing the logistics costs of a pipe manufacturing company: A novel experimental approach. *Mathematics*, 11(3), 621. <https://doi.org/10.3390/math11030621>

Quiñones-Rivera, H., Rubiano-Ovalle, O., & Alfonso-Morales, W. (2023). Demand forecasting using a hybrid model based on artificial neural networks: A study case on electrical products. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 16(2), 363–381. <https://doi.org/10.3926/jiem.3928>

Sociedad de Comercio Exterior del Perú (2022). *Los costos logísticos de las empresas en el país son del 16% en promedio, pero un 21.1% para las microempresas* (1115). <https://www.comexperu.org.pe/articulo/los-costos-logisticos-de-las-empresas-en-el-pais-son-del-16-en-promedio-pero-un-211-para-las-microempresas>

Syberg, M., West, N., Lenze, D., & Deuse, J. (2023). Framework for predictive sales and demand planning in customer-oriented manufacturing systems using data enrichment and machine learning. *Procedia CIRP*, 120 (2023), 1107-1112. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.09.133>

## 3% Overall Similarity




The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

### Filtered from the Report

- Bibliography
- Quoted Text

---

### Top Sources

- 3%  Internet sources
- 1%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

---

### Integrity Flags

#### 0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.