A MILP Model for Optimizing PET Container Production Mix and Eco-efficiency in a Regional Bottling Plant

Antonio de Jesus Rodriguez-Meza[1], Carolina Silvia Rosas Reynoso[2], Randolf Ñiquen-Levy[3], Nilson García Gordon[4], Josue Arom Arribasplata Quiliche[5], Elizabeth Sánchez Fernández[6]

[1,2,3,4,5,6] *Universidad Privada del Norte - (PE), Perú*

antonio.meza@upn.pe, carolina.rosas@upn.edu.pe, randolf.niquen@upn.pe, nilcitogt@gmail.com, n00449366@upn.pe, n00448120@upn.pe

Abstract- This study develops a mixed-integer linear programming (MILP) model for planning three polyethylene terephthalate (PET) container formats in a regional bottling plant. A reproducible synthetic dataset was generated with seed 2026, covering 12 weeks, 144 shifts, and 432 SKU-shift observations. The model maximizes direct economic value while accounting for production capacity, setup time, PET waste, energy consumption, minimum batches, and unmet demand. Weeks 1-8 were used for calibration and weeks 9-12 for backtesting against a transparent manual-planning heuristic. Across 48 validation shifts, the MILP increased direct economic value from S/ 20,739.25 to S/ 20,913.15 per shift (+0.84%), reduced unmet demand by 8.90%, PET waste by 4.52%, and energy use by 2.83%. The improvement in direct value was statistically supported by the paired Wilcoxon test ($p < 0.001$; $dz = 0.74$). A 500-run Monte Carlo experiment produced a median incremental benefit of S/ 215.80 per shift, with a 5th-95th percentile interval of S/ 39.75-S/ 1,623.30. Under the base adoption scenario, the estimated net annual benefit was S/ 98,915, the net present value was S/ 199,077, and payback was 0.39 years. Results support the computational feasibility of the model.

Keywords- mixed-integer linear programming, PET containers, production planning, eco-efficiency, Monte Carlo simulation.

Modelo MILP para optimizar la mezcla productiva y la ecoeficiencia de envases PET en una planta embotelladora regional

Antonio de Jesus Rodriguez-Meza[1], Carolina Silvia Rosas Reynoso[2], Randolf Ñiquen-Levy[3], Nilson García Gordon[4], Josue Arom Arribasplata Quiliche[5], Elizabeth Sánchez Fernández[6]

[1,2,3,4,5,6] *Universidad Privada del Norte - (PE), Perú*

antonio.meza@upn.pe, carolina.rosas@upn.edu.pe, randolf.niquen@upn.pe, nilcitogt@gmail.com, n00449366@upn.pe, n00448120@upn.pe

Resumen- Se desarrolló un modelo de programación lineal entera mixta (MILP) para planificar tres formatos de envases de polietileno tereftalato (PET) en una planta embotelladora regional. Se generó una base sintética reproducible con semilla 2026, compuesta por 12 semanas, 144 turnos y 432 observaciones SKU-turno. El modelo maximiza el valor económico directo considerando capacidad, tiempos de preparación, merma de PET, energía, lotes mínimos y demanda no atendida. Las semanas 1-8 se destinaron a calibración y las semanas 9-12 a backtesting frente a una heurística transparente de planificación manual. En 48 turnos de validación, el MILP elevó el valor económico directo de S/ 20 739,25 a S/ 20 913,15 por turno (+0,84 %), redujo la demanda no atendida en 8,90 %, la merma de PET en 4,52 % y el consumo energético en 2,83 %. La mejora económica fue respaldada por Wilcoxon pareado ($p < 0,001$; $dz = 0,74$). En 500 escenarios Monte Carlo, el beneficio incremental mediano fue S/ 215,80 por turno, con percentiles 5-95 de S/ 39,75-S/ 1 623,30. El escenario base estimó un beneficio neto anual de S/ 98 915, un VAN de S/ 199 077 y recuperación en 0,39 años. Los resultados respaldan la factibilidad computacional.

Palabras clave- programación lineal entera mixta, envases PET, planificación de producción, ecoeficiencia, simulación Monte Carlo.

I. INTRODUCCIÓN

Los envases de polietileno tereftalato (PET) son relevantes para las cadenas de bebidas por su relación entre resistencia, bajo peso y facilidad de transporte. Sin embargo, su expansión también intensifica el consumo de resina, energía y capacidad de transformación. La gestión del PET exige, por ello, combinar productividad con circularidad y prevención de pérdidas. La OCDE advierte que el crecimiento de los residuos plásticos demanda estrategias que actúen simultáneamente sobre diseño, producción, uso y recuperación [1]. En el ámbito de las botellas, los estudios de ciclo de vida muestran que el peso del envase, la energía del proceso y la proporción de material desperdiciado condicionan de manera significativa el desempeño ambiental [2], [3]. Asimismo, el diseño para circularidad requiere decisiones operativas coherentes con el uso eficiente de recursos y con las posibilidades de reciclaje [4], [5]. La planificación de una planta embotelladora es un problema multivariable: varios formatos compiten por horas de máquina, mano de obra, preformas y energía; los cambios de molde consumen capacidad; la demanda fluctúa; y una secuencia inadecuada puede elevar el descarte y dejar pedidos sin atender. Una revisión reciente de más de cincuenta modelos para bebidas identificó que el tamaño de lote, la sincronización de etapas, los tiempos de preparación, el mantenimiento y la incertidumbre continúan siendo desafíos centrales [6]. Los modelos específicos para bebidas han demostrado que una representación temporal suficientemente detallada mejora la calidad del programa [7], mientras que la planificación robusta de líneas de embotellado reduce la sensibilidad ante cambios de demanda y capacidad [8]. Aplicaciones en cervecerías, industrias alimentarias y cadenas digitales confirman que la programación matemática puede transformar restricciones operativas en planes reproducibles [9]-[11].

No obstante, parte de la literatura se concentra en instalaciones de gran escala, utiliza modelos complejos con alta exigencia de datos o evalúa únicamente el costo y el cumplimiento. Los estudios industriales muestran que la utilidad gerencial del MILP depende de la calidad de parámetros, la trazabilidad de supuestos y la comparación con una línea base equivalente [12], [13]. Además, los modelos deterministas pueden generar conclusiones frágiles cuando omiten variabilidad de demanda, paradas o costos, una limitación señalada desde las revisiones clásicas de planificación bajo incertidumbre [14]. En plantas regionales, donde el acceso a sistemas integrados y bases auditadas puede ser limitado, resulta pertinente evaluar arquitecturas de decisión que sean técnicamente rigurosas pero replicables con herramientas accesibles.

La brecha abordada es la limitada evidencia computacional sobre un modelo compacto que integre mezcla de tres SKU, capacidad por turno, lotes mínimos, demanda no atendida, merma de PET, energía y evaluación financiera, acompañado por backtesting y análisis Monte Carlo. El estudio no afirma haber intervenido una empresa específica. Ante la ausencia de registros industriales auditados de acceso público, construye un caso computacional calibrado para representar condiciones plausibles de una planta embotelladora regional ubicada en Iquitos, Perú. Esta decisión evita atribuir datos estimados a una organización identificable y permite que cada resultado sea reproducido desde una semilla fija. Iquitos ilustra un contexto especialmente exigente para esta arquitectura: al carecer de conexión terrestre con el resto del país, el abastecimiento depende del transporte fluvial y aéreo, lo que eleva el plazo y el costo de reposición de resina PET, repuestos y otros insumos críticos frente a plantas costeras, y con ello el valor relativo de una planificación que minimice merma, energía y tiempos de preparación.

La optimización industrial no debe limitarse al incremento del margen, sino articular eficiencia operativa con prácticas sostenibles capaces de fortalecer la competitividad. Ñiquen-Levy, Loayza-Mendocilla y Caceres-Oyarce vinculan la responsabilidad corporativa, la sostenibilidad empresarial y la generación de ventajas competitivas en mercados dinámicos [15]. Desde esta perspectiva, reducir merma, energía y capacidad improductiva constituye una decisión técnica con implicaciones económicas y estratégicas.

El objetivo fue desarrollar y evaluar un modelo MILP que determine la mezcla de producción con mayor valor económico directo para tres formatos PET, bajo restricciones de capacidad, preparación y demanda. Las contribuciones son: i) una base sintética calibrada y trazable con 432 observaciones; ii) una formulación replicable que separa producción física y valor monetario; iii) un backtesting fuera de muestra sobre 48 turnos; iv) una evaluación de robustez con 500 escenarios; y v) una estimación financiera derivada exclusivamente de las diferencias entre la línea base y el modelo. Cabe precisar que la novedad del estudio no reside en el algoritmo de optimización en sí —los métodos de programación entera mixta son ampliamente conocidos—, sino en la integración compacta y reproducible de estos cinco elementos dentro de un único marco de decisión aplicado a envases PET.

TABLA I. SÍNTESIS CRÍTICA DE ESTUDIOS RELACIONADOS

Estudio	Aporte	Brecha o diferencia
Noble-Ramos et al. [6]	Revisión de modelos MIP en bebidas	Identifica incertidumbre y mantenimiento como brechas.
Samouilidou et al. [7]	MILP multibucket en bebidas	Alta fidelidad temporal; mayor complejidad.
Mac Cawley et al. [8]	Embotellado de vino con robustez	Modela líneas múltiples y setups dependientes.
Georgiadis et al. [9]	Planificación de cervecería	Integra planificación y programación industrial.
Perez et al. [11]	Procesos digitales de cadena	Demuestra integración de decisiones con programación.
Adrio et al. [12]	Plan de producción industrial	Resalta consumos no constantes y utilidad gerencial.
Pérez-Perales et al. [13]	Evaluación de escenarios colaborativos	Aporta comparación estructurada de escenarios.
Presente estudio	Tres SKU, ecoeficiencia y finanzas	Añade datos sintéticos, backtesting y Monte Carlo.

II. METODOLOGÍA

La investigación es aplicada, cuantitativa y prescriptiva, con diseño de estudio de caso computacional. El procedimiento sigue la lógica de modelamiento de programación de producción propuesta en textos de referencia [16]-[19] y utiliza controles de reproducibilidad compatibles con buenas prácticas de experimentación en programación matemática [20], [21]. La unidad de análisis fue la combinación SKU-turno. La Fig. 1 resume el proceso técnico y la Fig. 2 presenta la secuencia metodológica.



Fig. 1. Flujo simplificado del proceso PET y puntos de decisión.

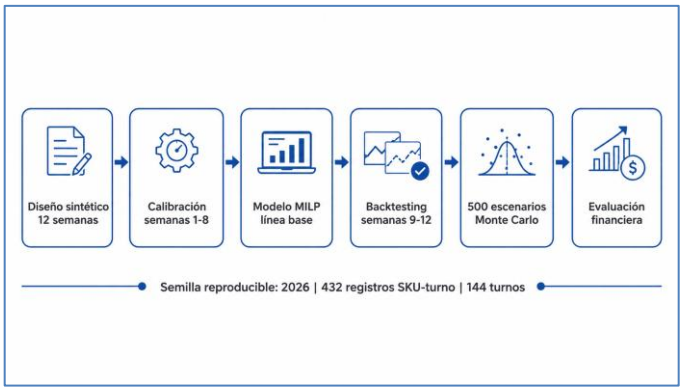


Fig. 2. Diseño de calibración, validación y análisis de robustez.

A. Diseño y preparación de los datos

Ante la indisponibilidad de una base operativa auditada de acceso público, se construyó un conjunto de datos sintéticos calibrados que reproduce condiciones plausibles de demanda, capacidad, tiempos, desperdicio y costos de una planta embotelladora regional. Los datos no representan registros oficiales de una empresa específica y fueron utilizados exclusivamente para evaluar el comportamiento, la factibilidad y la sensibilidad del modelo de optimización. La generación empleó la semilla 2026.

El horizonte cubrió 12 semanas, seis días de operación y dos turnos diarios, para un total de 144 turnos. Al considerar tres formatos —500, 1 000 y 1 500 ml—, se obtuvieron 432 registros SKU-turno. Cada variable de decisión expresa miles de botellas; por tanto, una unidad de x equivale a 1 000 botellas y nunca al valor monetario de la función objetivo. La capacidad efectiva varió entre 6,3 y 7,8 h, después de paradas programadas y no programadas. Se incluyeron efectos moderados del turno nocturno, estacionalidad semanal, eventos de demanda alta y baja, variabilidad de merma y energía, y límites técnicos por producto. Los rangos de velocidad, merma, energía y margen por SKU (Tabla II) se calibraron para mantener un orden de magnitud consistente con la literatura de planificación y ciclo de vida de envases de bebidas [2], [3], [6]-[9] y con los límites técnicos habituales de líneas de soplado y llenado PET de escala regional; no provienen de un registro operativo de una planta identificable y quedan sujetos a recalibración cuando se disponga de datos auditados.

TABLA II. PARÁMETROS CENTRALES DEL ESCENARIO BASE

SKU	Vel. (k/h)	Pref. (g)	Merma (%)	Energ. (kWh/k)	Margen (S//k)
500 ml	18	18	3,2	11,5	170
1 000 ml	15	28	3,8	14,2	230
1 500 ml	12	36	4,4	17,6	290

Los registros fueron sometidos a controles de completitud, duplicados, valores negativos, límites de capacidad, porcentajes y coherencia dimensional. No se identificaron datos faltantes ni claves duplicadas. Las semanas 1-8 se utilizaron para calibrar distribuciones y reglas; las semanas 9-12 se reservaron para validación, sin reajuste posterior de parámetros.

B. Línea base y formulación MILP

La línea base representa una regla manual transparente: atiende primero una fracción mínima de cada SKU, prioriza luego la mayor demanda pendiente y produce lotes enteros hasta agotar la capacidad. Utiliza los mismos turnos, demanda, velocidades, costos y tiempos de preparación que el modelo. Para evitar una comparación sesgada, la heurística no fue diseñada para fallar; simplemente no optimiza simultáneamente margen, merma, energía y demanda no atendida.

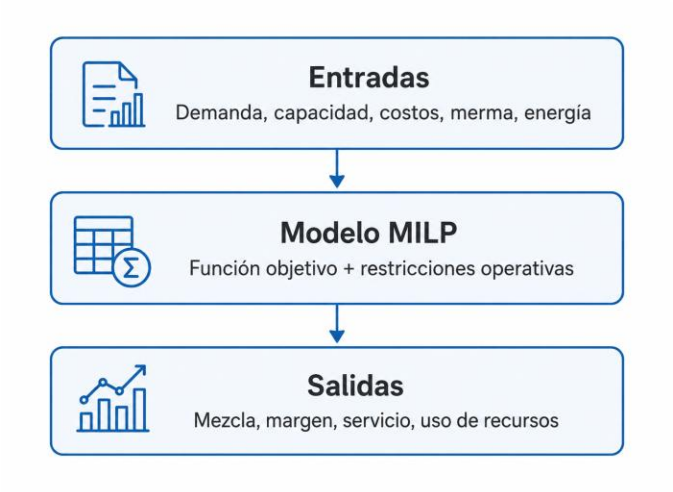


Fig. 3. Arquitectura de entradas, modelo y salidas.

Sean i los SKU y t los turnos. La variable x_{it} representa miles de botellas producidas, y_{it} indica si el SKU se activa y u_{it} representa demanda no atendida. Los parámetros incluyen margen m_i, merma w_{it}, energía e_{it}, velocidad v_{it}, tiempo de preparación s_i, capacidad H_t y demanda d_{it}. La función objetivo maximiza el valor operacional penalizado:

$$\max Z = \Sigma_i \left[(m_i - c_{PET}\cdot w_{it} - c_E\cdot e_{it})x_{it} - c^S_i\, y_{it} - p_i\, u_{it}\right] \quad (1)$$

La capacidad de cada turno limita el tiempo de proceso y preparación:

$$\Sigma_i\,(x_{it} / v_{it}) + \Sigma_i\, s_i\, y_{it} \le H_t \quad (2)$$

La demanda se equilibra y las variables de activación vinculan producción y lotes mínimos:

$$x_{it} + u_{it} \ge d_{it} \quad (3)$$

$$L_i\, y_{it} \le x_{it} \le d_{it}\, y_{it} \quad (4)$$

$$x_{it} \in Z_+,\ y_{it} \in \{0,1\},\ u_{it} \ge 0 \quad (5)$$

TABLA III. VARIABLES, RESTRICCIONES Y FUNCIÓN GERENCIAL

Elemento	Definición	Interpretación
x_{it}	Producción por SKU y turno	Separa volumen físico del valor económico.
y_{it}	Activación del SKU	Representa preparación y lote mínimo.
u_{it}	Demanda no atendida	Evita soluciones rentables pero inaceptables.
R1	Capacidad efectiva	Integra velocidad y preparación.
R2	Balance de demanda	Cuantifica el nivel de servicio.
R3-R4	Vinculación e integralidad	Genera lotes operativamente ejecutables.

El modelo se resolvió con scipy.optimize.milp, basado en el solucionador HiGHS, dentro de Python. SciPy y NumPy proporcionan bibliotecas científicas documentadas y ampliamente empleadas [22], [23]. Se exigió brecha relativa de optimalidad de 0 % y límite de dos segundos por turno; todas las instancias alcanzaron una solución factible y óptima dentro del límite.

C. Validación, robustez y evaluación financiera

El backtesting comparó ambas políticas en los 48 turnos reservados. Para cada indicador se calcularon media, desviación estándar, diferencia pareada, intervalo de confianza del 95 % y tamaño de efecto dz. La normalidad de diferencias se evaluó con Shapiro-Wilk [24]; cuando no se sostuvo, se aplicó Wilcoxon pareado [25]. Los tamaños de efecto se interpretaron con criterios estandarizados [26]. Se evitó emplear el término significativo sin reportar prueba y p-valor.

La robustez se estudió con 500 escenarios Monte Carlo que variaron demanda (±20 %), capacidad (-15 % a +5 %), velocidad (±8 %), merma (±20 %), costo PET (±15 %), energía (±10 %), margen (±10 %) y duración de paradas (±25 %). También se construyeron escenarios conservador, base y optimista. La evaluación financiera consideró inversión inicial de S/ 38 500, costo anual de S/ 9 600, tres años y tasa de descuento de 12 %, siguiendo los principios de flujos incrementales [27]. Solo se monetizaron margen, PET, energía y preparación derivados del modelo.

III. RESULTADOS

A. Demanda y diagnóstico de la línea base

La demanda sintética mostró una tendencia moderada y mayor presión en viernes y sábado. El formato de 500 ml concentró el mayor volumen, mientras que el de 1 500 ml presentó picos relativos durante el cierre semanal. La Fig. 4 muestra la serie agregada. La capacidad efectiva media se mantuvo cercana a 7,4 h, pero la combinación de preparación y picos de demanda generó turnos restringidos.

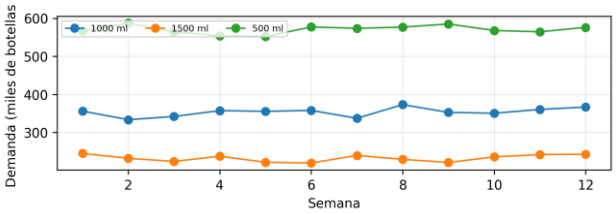


Fig. 4. Demanda sintética agregada por semana y formato.

TABLA IV. DIAGNÓSTICO DE LA LÍNEA BASE EN VALIDACIÓN

Indicador	Media	Unidad
Producción	93,23	miles/turno
Demanda no atendida	3,98	miles/turno
Valor directo	20 739,25	S//turno
Utilización	95,07	%
Merma PET	106,30	kg/turno
Energía	1 348,18	kWh/turno

La línea base atendió en promedio 93,23 mil botellas por turno, con 3,98 mil unidades pendientes. La utilización elevada no implicó eficiencia completa: el plan consumió más PET y energía por unidad útil debido a una asignación no coordinada. Este resultado confirma que saturar capacidad no equivale necesariamente a maximizar desempeño económico o ambiental.

B. Backtesting del modelo

El modelo incrementó la producción media en 0,35 mil botellas por turno y redujo la demanda no atendida en la misma magnitud. El valor económico directo aumentó S/ 173,90 por turno, equivalente a 0,84 %. Aunque el porcentaje es moderado, el efecto pareado fue medio-alto (dz = 0,74) y el contraste de Wilcoxon reportó p < 0,001. La función objetivo penalizada mejoró 1,61 %. La Fig. 5 muestra que la ventaja fue consistente en la mayoría de turnos, aunque su magnitud varió con la restricción de capacidad.

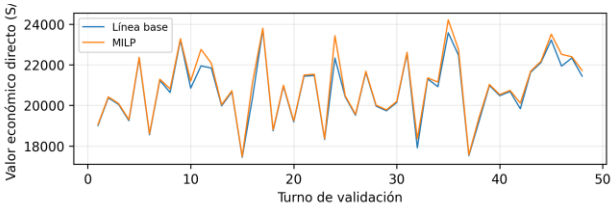


Fig. 5. Valor económico directo por turno de validación.

TABLA V. COMPARACIÓN PAREADA EN 48 TURNOS DE VALIDACIÓN

Indicador	Base	MILP	Δ (%)	p
Valor directo (S/)	20 739,25	20 913,15	+0,84	<0,001
Producción (miles)	93,23	93,58	+0,38	0,004
Demanda no atendida	3,98	3,63	-8,90	0,004
Merma PET (kg)	106,30	101,50	-4,52	<0,001
Energía (kWh)	1 348,18	1 310,01	-2,83	<0,001
Utilización (%)	95,07	95,09	+0,03	0,638
Cambios de formato	2,00	2,00	0,00	1,000

La merma disminuyó 4,80 kg por turno y la energía 38,17 kWh por turno. Ambas diferencias fueron estadísticamente consistentes. En cambio, la utilización y los cambios de formato no variaron de manera relevante. Este hallazgo negativo es importante: la mejora no provino de eliminar preparaciones, sino de reasignar los lotes dentro de una estructura de tres formatos que mantuvo dos cambios por turno.

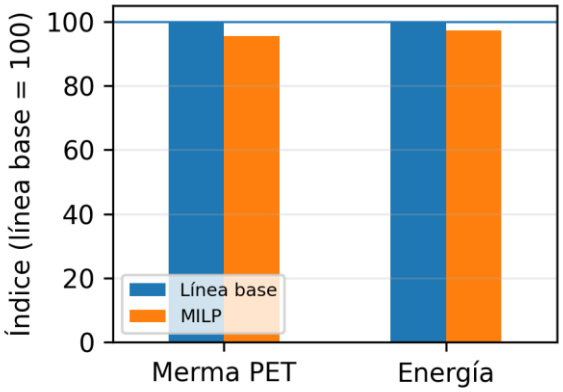


Fig. 6. Índices de merma y energía, con línea base = 100.

C. Escenarios y Monte Carlo

TABLA VI. RESULTADOS MEDIOS POR ESCENARIO GERENCIAL

Escenario	Valor MILP (S/)	Benef. (S/)	No atend. (miles)	Merma (kg)
Conserv.	16 698	172	3.50	98.8
Base	20 913	174	3.63	101.5
Optim.	24 497	247	4.56	101.9

El modelo mantuvo factibilidad en los tres escenarios. El entorno conservador redujo el valor absoluto por menor demanda y mayores costos, pero preservó una ventaja frente a la heurística. El escenario optimista amplió producción y valor, aunque también elevó la exposición a variaciones de demanda. Esto sugiere que el modelo es más útil cuando la capacidad se encuentra tensionada y la regla manual debe decidir qué lote postergar.

TABLA VII. DISTRIBUCIÓN DEL BENEFICIO INCREMENTAL MONTE CARLO

Percentil	S/ por turno
P5	39.75
P25	49.01
Mediana	215.80
P75	714.83
P95	1623.30

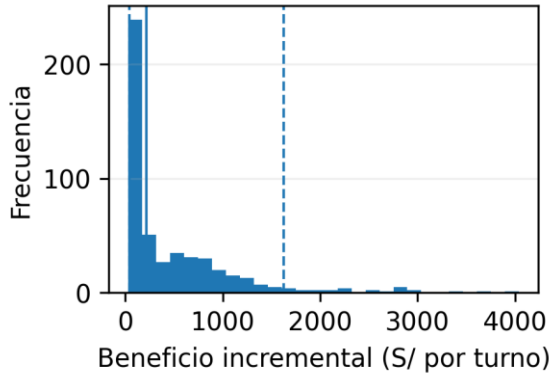


Fig. 7. Distribución de 500 beneficios incrementales.

Los 500 escenarios fueron factibles. El beneficio incremental mediano fue S/ 215,80 por turno; el intervalo percentil 5-95 se ubicó entre S/ 39,75 y S/ 1 623,30. La dispersión muestra que una cifra puntual no debe interpretarse como garantía. El análisis de correlación indicó que la demanda tuvo la mayor relación con el beneficio relativo, seguida por capacidad y velocidad. La relación negativa con capacidad se explica porque, cuando existe holgura, la heurística y el MILP convergen; la ventaja crece en turnos restringidos.

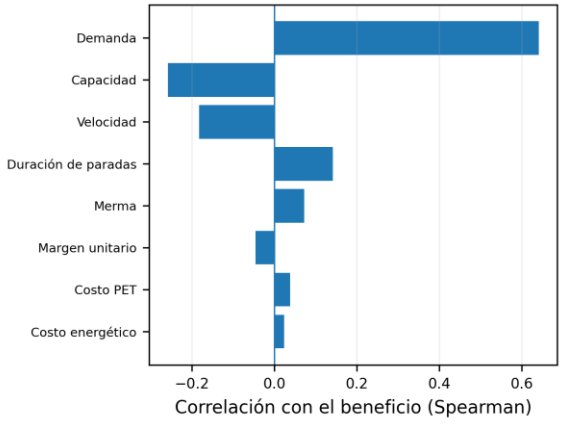


Fig. 8. Sensibilidad del beneficio incremental a los parámetros.

D. Evaluación financiera

TABLA VIII. INDICADORES DEL ESCENARIO DE ADOPCIÓN

Indicador	Resultado
Inversión inicial	S/ 38 500
Beneficio directo anual	S/ 108 515
Costo operativo anual	S/ 9 600
Beneficio neto anual	S/ 98 915
VAN (12 %, 3 años)	S/ 199 077
TIR	251,0 %
ROI acumulado	670,8 %
Recuperación	0,39 años
Beneficio/costo	6,17

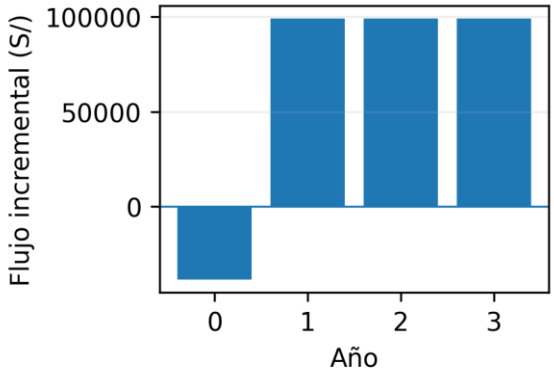


Fig. 9. Flujo de caja incremental del escenario base.

El beneficio directo medio de S/ 173,90 por turno se anualizó sobre 624 turnos y luego se descontó el costo operativo. El VAN resultó positivo y la recuperación fue inferior a un año. La TIR y el ROI son elevados porque la inversión corresponde a integración, capacitación y prueba piloto, no a una ampliación física de planta. Por ello, estos indicadores deben leerse como una evaluación del sistema de planificación y no como evidencia de un proyecto ejecutado.

IV. DISCUSIÓN

Los resultados responden al objetivo: un MILP compacto puede mejorar simultáneamente valor económico, servicio y ecoeficiencia frente a una regla manual bajo los mismos datos y restricciones. La mejora directa de 0,84 % podría parecer pequeña en un turno aislado, pero su consistencia pareada y su acumulación anual justifican interés gerencial. El mayor efecto se observó en demanda no atendida, merma y energía, no en utilización. Esto evita una lectura simplista según la cual la optimización solo busca ocupar más horas; el valor proviene de asignar mejor una capacidad ya cercana a su límite. Se reitera que esta contribución no reside en el algoritmo MILP per se —ampliamente documentado en la literatura de investigación de operaciones—, sino en su integración compacta con backtesting fuera de muestra, simulación Monte Carlo y evaluación financiera dentro de un marco reproducible y de bajo requerimiento tecnológico.

El hallazgo coincide con la literatura de bebidas que destaca la importancia de representar simultáneamente lotes, capacidad y preparaciones [6]-[9]. Samouilidou et al. muestran que la granularidad temporal puede mejorar la programación de instalaciones de bebidas [7], mientras que Mac Cawley et al. evidencian que la robustez es relevante cuando demanda y capacidad cambian [8]. El presente estudio aporta una versión más compacta y reproducible, pero no pretende sustituir modelos industriales de múltiples líneas, tanques o secuencias dependientes. Su contribución reside en integrar ecoeficiencia, backtesting y finanzas dentro de un caso transparente.

La reducción de 4,52 % en merma y 2,83 % en energía debe interpretarse dentro del entorno simulado. No representa una medición de impacto ambiental de ciclo de vida, sino indicadores operativos de intensidad material y energética. Aun así, la dirección del resultado es coherente con estudios que identifican el peso del envase, la energía y la circularidad como factores relevantes [2]-[5]. Las mejoras estimadas poseen una implicación que trasciende la reducción de costos: al disminuir pérdidas de material y ordenar la asignación de recursos, el modelo puede apoyar una operación más sostenible y competitiva. Esta interpretación es consistente con Ñiquen-Levy et al. [15], quienes relacionan sostenibilidad y responsabilidad corporativa con competitividad empresarial.

El análisis Monte Carlo reveló una distribución asimétrica: en todos los escenarios el beneficio fue positivo, pero la magnitud dependió de la presión de demanda y la capacidad. Esto respalda el uso de percentiles en lugar de una única media. La correlación negativa entre capacidad y beneficio no implica que reducir capacidad sea deseable; indica que el valor de la optimización aumenta cuando el recurso es escaso. La gestión debe priorizar el modelo en semanas críticas, mientras que en periodos holgados ambas políticas pueden ofrecer resultados cercanos.

La evaluación financiera deriva de diferencias directas y evita incorporar el ahorro geométrico de envases, ampliaciones físicas o beneficios ambientales monetizados. Esta separación corrige el riesgo de mezclar proyectos independientes. No obstante, el resultado depende de la frecuencia anual, la estabilidad del margen, el costo PET y la capacidad de mantener actualizados los parámetros. Una implementación real debería iniciar con un piloto de cuatro a ocho semanas y comparar plan, ejecución y causas de desviación. Se enfatiza que el VAN, la TIR, el ROI y las reducciones de merma y energía reportados son proyecciones de simulación computacional bajo datos sintéticos, no ahorros ya materializados ni una rentabilidad comprobada en planta; su validación exige, de manera indispensable, un piloto industrial de cuatro a ocho semanas con datos operativos reales y auditados como siguiente etapa antes de cualquier decisión de escalamiento.

A. Implicaciones prácticas y transferibilidad

El modelo puede integrarse a una hoja de cálculo o tablero de planificación. Los datos mínimos son demanda por SKU, velocidad efectiva, capacidad, tiempos de preparación, merma, energía y margen. La herramienta sería transferible a líneas regionales de bebidas con un número limitado de formatos, siempre que se recalibren parámetros y penalizaciones. Para instalaciones con múltiples sopladoras, inventarios intermedios o secuencias dependientes, la formulación debe ampliarse.

B. Limitaciones y trabajo futuro

La validación realizada corresponde a experimentación computacional. Por tanto, los beneficios representan resultados del modelo bajo escenarios construidos y requieren validación posterior con registros auditados y una prueba piloto en planta. Los parámetros de velocidad, costos y merma son sintéticos; el modelo no incluye inventario entre turnos, mantenimiento preventivo endógeno, calidad por lote ni incertidumbre correlacionada. Futuras investigaciones deberían incorporar datos reales, secuencias de cambio, múltiples líneas, optimización robusta y comparación con un sistema de planificación empresarial.

C. Protocolo de transferencia industrial

La transferencia debe distinguir verificación matemática, validación computacional y validación operacional. La primera confirma ecuaciones, unidades y factibilidad; la segunda compara el modelo con una política de referencia y somete los resultados a perturbaciones; la tercera exige observar el desempeño en planta. Esta separación es consistente con los principios de verificación y validación de modelos de simulación [28], [29]. Un piloto razonable debería registrar, durante cuatro a ocho semanas, demanda programada, producción ejecutada, paradas, cambios, merma, energía y causas de desviación.

TABLA IX. RUTA DE TRANSFERENCIA Y CRITERIOS DE DECISIÓN

Etapa	Actividad central	Evidencia requerida
1. Preparación	Diccionario, unidades y calidad	Base auditada y parámetros aprobados
2. Piloto sombra	Modelo sin alterar el plan	Concordancia, factibilidad y alertas
3. Piloto controlado	Aplicación en turnos seleccionados	Margen, servicio, merma y energía
4. Escala	Integración y gobierno	Monitoreo, recalibración y responsables

La incertidumbre de demanda y capacidad también sugiere evaluar una variante robusta. En este enfoque, la protección frente a perturbaciones tiene un costo explícito en el valor objetivo; por ello, la organización debe seleccionar el nivel de robustez compatible con su tolerancia al incumplimiento [30]. El modelo determinista presentado funciona como punto de partida y como benchmark para medir ese costo.

D. Reproducibilidad, datos y contribución

La base, el diccionario, la semilla, las reglas de generación y las salidas se conservaron en un libro de cálculo con trazabilidad por variable. Esta práctica se alinea con los principios FAIR de localización, accesibilidad, interoperabilidad y reutilización de datos científicos [31]. La publicación de los supuestos no convierte los datos sintéticos en observaciones industriales, pero permite auditar cada cifra y sustituir parámetros cuando se disponga de registros reales.

La contribución del estudio es una arquitectura compacta y reproducible que integra planificación MILP, ecoeficiencia, backtesting fuera de muestra, simulación Monte Carlo y evaluación financiera para tres formatos PET. Su novedad no reside en el algoritmo de optimización, sino en la articulación transparente de decisiones productivas, ambientales y económicas dentro de un caso regional transferible. Los resultados muestran utilidad potencial para priorizar lotes y recursos; no constituyen evidencia de una implementación industrial ya ejecutada.

E. Validez, riesgos y gobierno del modelo

La validez interna depende de que la línea base y el MILP utilicen exactamente la misma demanda, capacidad, velocidad, costo y tiempo de preparación. Esta equivalencia se preservó en todos los turnos de backtesting, por lo que la diferencia observada se atribuye a la regla de asignación y no a escenarios favorables reservados para el optimizador. También se conservaron resultados negativos: la utilización y el número de cambios no mejoraron de manera relevante. Reportar estos hallazgos evita una lectura promocional y muestra que el modelo reasigna la producción, pero no elimina por sí mismo restricciones físicas ni actividades de preparación.

La validez externa es más limitada. Los tres SKU, la capacidad de una línea y los parámetros sintéticos representan un arquetipo regional, no la diversidad completa de instalaciones de bebidas. Una planta con múltiples sopladoras, tanques intermedios, inventario por sabor, restricciones sanitarias o secuencias dependientes requerirá una formulación más amplia. En consecuencia, la transferencia no debe realizarse copiando coeficientes, sino replicando el procedimiento: auditar unidades, estimar distribuciones, construir una línea base comparable, resolver, contrastar fuera de muestra y revisar escenarios adversos.

El riesgo de modelo puede surgir por datos desactualizados, márgenes incompletos, penalizaciones mal calibradas, cambios no registrados o aceptación operativa insuficiente. Para gestionarlo, se propone un responsable del modelo, revisión mensual de parámetros, registro de versiones, alertas cuando la demanda o velocidad salgan del rango de calibración y aprobación humana antes de liberar un programa. El MILP debe funcionar como apoyo a la decisión, no como sustituto automático del criterio de producción. La Tabla X resume los riesgos principales y sus controles.

TABLA X. RIESGOS DE IMPLEMENTACIÓN Y CONTROLES PROPUESTOS

Riesgo	Manifestación	Control
Deriva de datos	Demanda o velocidad fuera del rango	Recalibración y alerta mensual
Costo incompleto	Margen u omisiones de merma/energía	Conciliación contable y trazabilidad
Plan inviable	Secuencias o mantenimiento no modelados	Validación con supervisión de planta
Uso ciego	Uso automático de la recomendación	Aprobación humana y registro de excepciones
Baja adopción	Plan difícil de interpretar	Tablero simple, capacitación y piloto

F. Implicaciones para innovación y desarrollo regional

En el contexto de Iquitos, una herramienta compacta puede ser relevante porque la distancia de los principales centros industriales aumenta la importancia de utilizar capacidad, material y energía con disciplina. El artículo no cuantifica costos logísticos regionales ni afirma condiciones específicas de una empresa; plantea que una arquitectura reproducible y de bajo requerimiento tecnológico puede facilitar la adopción de analítica prescriptiva en organizaciones que todavía planifican mediante reglas manuales. La innovación consiste, por tanto, en convertir datos operativos básicos en una recomendación auditable y en un proceso de aprendizaje organizacional. La dependencia del transporte fluvial y aéreo para reabastecer materiales críticos, sin acceso vial directo, incrementa el costo de oportunidad de una mala asignación de lotes o de un quiebre de stock, pues una reposición urgente puede tomar días en lugar de horas, a diferencia de plantas ubicadas en corredores logísticos costeros.

Esta orientación se alinea con una innovación de proceso sostenible: el valor económico se evalúa junto con demanda no atendida, merma y energía, y no como un resultado aislado. La relación entre sostenibilidad y competitividad señalada por Ñiquen-Levy et al. [15] adquiere aquí una expresión operacional, aunque su confirmación empresarial exige una implementación real. La contribución regional más plausible es la transferibilidad del procedimiento a plantas medianas, centros de envasado o procesos con pocos SKU, siempre que se adapten los parámetros y se documenten los límites del modelo.

V. CONCLUSIONES

1) El modelo MILP determinó mezclas enteras para tres formatos PET y separó correctamente la producción física, expresada en miles de botellas, del valor monetario de la función objetivo.

2) En 48 turnos de validación, el valor económico directo aumentó 0,84 % y la demanda no atendida disminuyó 8,90 %. La mejora económica fue consistente mediante Wilcoxon pareado ($p < 0{,}001$; $dz = 0{,}74$).

3) La experimentación estimó reducciones de 4,52 % en merma de PET y 2,83 % en energía, sin cambios relevantes en el número de preparaciones. La contribución surgió de una mejor asignación de lotes y no de una supuesta eliminación de cambios. Estas reducciones son estimaciones de simulación bajo datos sintéticos y no constituyen una medición ambiental verificada en planta.

4) Los 500 escenarios Monte Carlo mantuvieron factibilidad y produjeron un beneficio mediano de S/ 215,80 por turno, con amplia variabilidad. La presión de demanda fue el principal factor asociado a la ventaja del modelo.

5) Bajo el escenario base de adopción, el beneficio neto anual fue S/ 98 915, el VAN S/ 199 077 y la recuperación 0,39 años. Estas cifras corresponden a una evaluación computacional y no a ahorros ya obtenidos en una empresa.

6) El trabajo reúne condiciones de Full Paper de modelamiento y experimentación computacional, pero su transferencia industrial exige calibración con registros reales, validación piloto y revisión de supuestos financieros. Se recomienda, de manera indispensable, ejecutar un piloto industrial de cuatro a ocho semanas con datos operativos reales y auditados como siguiente etapa de validación antes de cualquier decisión de escalamiento.

Declaración sobre el uso de inteligencia artificial

Se utilizaron herramientas de inteligencia artificial para apoyo editorial, organización del manuscrito y verificación aritmética. Los autores son responsables de revisar, validar y aprobar el contenido, los supuestos, las referencias y las conclusiones. La generación de datos sintéticos y los cálculos se documentaron con una semilla reproducible.

REFERENCIAS

[1] OECD, Global Plastics Outlook: Economic Drivers, Environmental Impacts and Policy Options. Paris, France: OECD Publishing, 2022, doi: 10.1787/de747aef-en.

[2] C. Ingrao and M. Wojnarowska, "Findings from a streamlined life cycle assessment of PET-bottles for beverage-packaging applications, in the context of circular economy," Sci. Total Environ., vol. 892, Art. no. 164805, 2023, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.164805.

[3] S. Chairat and S. H. Gheewala, "Life cycle assessment and circularity of polyethylene terephthalate bottles via closed and open loop recycling," Environ. Res., vol. 236, Art. no. 116788, 2023, doi: 10.1016/j.envres.2023.116788.

[4] Z. Zhu, W. Liu, S. Ye, and L. Batista, "Packaging design for the circular economy: A systematic review," Sustain. Prod. Consum., vol. 32, pp. 817-832, 2022, doi: 10.1016/j.spc.2022.06.005.

[5] S. L. Nordahl and C. D. Scown, "Recommendations for life-cycle assessment of recyclable plastics in a circular economy," Chem. Sci., vol. 15, no. 25, pp. 9397-9407, 2024, doi: 10.1039/D4SC01340A.

[6] V. M. Noble-Ramos, D. Ferreira, D. Alem, and R. Morabito, "A critical review of MIP models for lot-sizing and scheduling in the beverage industry," Comput. Ind. Eng., vol. 205, Art. no. 111151, 2025, doi: 10.1016/j.cie.2025.111151.

[7] M. E. Samouilidou, G. P. Georgiadis, and M. C. Georgiadis, "A multi-bucket time representation framework for optimal scheduling in beverage production facilities," Comput. Chem. Eng., vol. 183, Art. no. 108611, 2024, doi: 10.1016/j.compchemeng.2024.108611.

[8] A. Mac Cawley, S. Maturana, R. Pascual, and G. L. Tortorella, "Scheduling wine bottling operations with multiple lines and sequence-dependent set-up times: Robust formulation and a decomposition solution approach," Eur. J. Oper. Res., vol. 303, no. 2, pp. 819-839, 2022, doi: 10.1016/j.ejor.2022.02.054.

[9] G. P. Georgiadis, A. P. Elekidis, and M. C. Georgiadis, "Optimal production planning and scheduling in breweries," Food Bioprod. Process., vol. 125, pp. 204-221, 2021, doi: 10.1016/j.fbp.2020.11.008.

[10] G. P. Georgiadis, B. Mariño Pampín, D. A. Cabo, and M. C. Georgiadis, "Optimal production scheduling of food process industries," Comput. Chem. Eng., vol. 134, Art. no. 106682, 2020, doi: 10.1016/j.compchemeng.2019.106682.

[11] H. D. Perez, S. Amaran, E. Erisen, J. M. Wassick, and I. E. Grossmann, "Optimization of extended business processes in digital supply chains using mathematical programming," Comput. Chem. Eng., vol. 152, Art. no. 107323, 2021, doi: 10.1016/j.compchemeng.2021.107323.

[12] G. Adrio, A. García-Villoria, M. Juanpera, and R. Pastor, "MILP model for the mid-term production planning in a chemical company with non-constant consumption of raw materials: An industrial application," Comput. Chem. Eng., vol. 177, Art. no. 108361, 2023, doi: 10.1016/j.compchemeng.2023.108361.

[13] D. Pérez-Perales, A. Boza, F. Alarcón, and P. Gómez-Gasquet, "Mathematical programming-based methodology for the evaluation of supply chain collaborative planning scenarios," Ann. Oper. Res., vol. 337, no. 1, pp. 261-312, 2024, doi: 10.1007/s10479-024-05917-6.

[14] J. Mula, R. Poler, J. P. García-Sabater, and F. C. Lario, "Models for production planning under uncertainty: A review," Int. J. Prod. Econ., vol. 103, no. 1, pp. 271-285, 2006, doi: 10.1016/j.ijpe.2005.09.001.

[15] R. Ñiquen-Levy, E. Loayza-Mendocilla, and M. Caceres-Oyarce, "Corporate social responsibility as a driver of competitiveness: A systematic literature review (2020-2024)," LACCEI, vol. 1, no. 12, 2025, doi: 10.18687/LACCEI2025.1.1.1524.
[16] C. T. Maravelias, Chemical Production Scheduling: Mixed-Integer Programming Models and Methods. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2021, doi: 10.1017/9781316650998.
[17] F. S. Hillier and G. J. Lieberman, Introduction to Operations Research, 11th ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 2021.
[18] G. L. Nemhauser and L. A. Wolsey, Integer and Combinatorial Optimization. New York, NY, USA: Wiley, 1999.
[19] W. L. Winston, Operations Research: Applications and Algorithms, 4th ed. Belmont, CA, USA: Duxbury Press, 2004.
[20] T. Achterberg, R. E. Bixby, Z. Gu, E. Rothberg, and D. Weninger, "Presolve reductions in mixed integer programming," INFORMS J. Comput., vol. 32, no. 2, pp. 473-506, 2020, doi: 10.1287/ijoc.2018.0857.
[21] A. Gleixner et al., "MIPLIB 2017: Data-driven compilation of the 6th mixed-integer programming library," Math. Program. Comput., vol. 13, pp. 443-490, 2021, doi: 10.1007/s12532-020-00194-3.
[22] P. Virtanen et al., "SciPy 1.0: Fundamental algorithms for scientific computing in Python," Nat. Methods, vol. 17, pp. 261-272, 2020, doi: 10.1038/s41592-019-0686-2.
[23] C. R. Harris et al., "Array programming with NumPy," Nature, vol. 585, pp. 357-362, 2020, doi: 10.1038/s41586-020-2649-2.
[24] S. S. Shapiro and M. B. Wilk, "An analysis of variance test for normality (complete samples)," Biometrika, vol. 52, no. 3/4, pp. 591-611, 1965, doi: 10.1093/biomet/52.3-4.591.
[25] F. Wilcoxon, "Individual comparisons by ranking methods," Biometrics Bull., vol. 1, no. 6, pp. 80-83, 1945, doi: 10.2307/3001968.
[26] J. Cohen, Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences, 2nd ed. Hillsdale, NJ, USA: Lawrence Erlbaum, 1988.
[27] L. J. Gitman and C. J. Zutter, Principles of Managerial Finance, 16th ed. Harlow, U.K.: Pearson, 2022.
[28] R. G. Sargent, "Verification and validation of simulation models," J. Simul., vol. 7, no. 1, pp. 12-24, 2013, doi: 10.1057/jos.2012.20.
[29] J. P. C. Kleijnen, "Verification and validation of simulation models," Eur. J. Oper. Res., vol. 82, no. 1, pp. 145-162, 1995, doi: 10.1016/0377-2217(94)00016-6.
[30] D. Bertsimas and M. Sim, "The price of robustness," Oper. Res., vol. 52, no. 1, pp. 35-53, 2004, doi: 10.1287/opre.1030.0065.
[31] M. D. Wilkinson et al., "The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship," Sci. Data, vol. 3, Art. no. 160018, 2016, doi: 10.1038/sdata.2016.18.