

# Supply Chain Optimization for Natural Gas Installation Using Dynamic Programming and Markov Chains

Antonio de Jesus Rodriguez-Meza<sup>1</sup> , Randolph Ñiquen-Levy<sup>2</sup> , Maria Eugenia Ferrua<sup>3</sup> , Jenny del Carmen Tello Llaguento<sup>4</sup> , Joel Mantilla Segura<sup>5</sup> , Gino Novoa Marchena<sup>6</sup> , Eder Gianfranco Rodriguez iturrizaga<sup>7</sup> 

<sup>1 2 3 4 5 6 7</sup> Universidad Privada del Norte - (PE), Perú

antonio.meza@upn.pe, randolf.niquen@upn.pe, N00366974@upn.pe, N00365526@upn.pe, N00368929@upn.pe, N00368591@upn.pe, N00368794@upn.pe

**Abstract—** This paper presents a hybrid decision-making model for optimizing the material supply chain in natural gas internal installations, focusing on companies providing installation services for condominiums and residential projects in Peru. Addressing the problem of recurring cost overruns —where empirical purchasing practices regularly exceeded the standard budget of USD 29,700 for 100-unit projects— a Deterministic Dynamic Programming (DDP) algorithm based on Bellman's optimality principle was implemented for optimal supplier selection, complemented by Markov Chains to assess operational resilience. Applied to a pilot project in the Miraflores district, the DDP model achieved a 28.35% cost reduction, optimizing procurement from the standard budget of USD 29,700 to USD 21,280 while ensuring a 20-day supply lead time. The optimal supplier sequence (Supplier 2 for meters → Supplier B for HDPE pipes → Supplier X for accessory kits) demonstrates a return on investment (ROI) of 38%, yielding potential annual savings of USD 84,200 for firms executing 10 projects per year. Additionally, Markov chain analysis identified a steady-state compliance probability of 70.9% and a failure risk of 6.0%, highlighting the need for contingency management. Considering that Peru's construction sector plans to scale production from 60,000 to 200,000 annual housing units, with 60% penetration in gasified zones (120,000 units), the potential market for gas installations would reach USD 71.9 million annually. This approach enables small and medium-sized enterprises (SMEs) in the sector to transition from empirical planning to data-driven scientific management, ensuring financial and operational sustainability in large-scale residential projects.

**Keywords—** Deterministic Dynamic Programming, Markov Chains, Supply Chain Optimization, Natural Gas, SMEs, Bellman Optimality Principle.

# Optimización de Cadena de Suministro en Instalación de Gas Natural mediante Programación Dinámica y Cadenas de Markov

Antonio de Jesus Rodriguez-Meza<sup>1</sup> , Randolph Niquen-Levy<sup>2</sup> , Maria Eugenia Ferrua<sup>3</sup> , Jenny del Carmen Tello Llaguento<sup>4</sup> , Joel Mantilla Segura<sup>5</sup> , Gino Novoa Marchena<sup>6</sup> , Eder Gianfranco Rodriguez iturrizaga<sup>7</sup> 

<sup>1 2 3 4 5 6 7</sup> Universidad Privada del Norte - (PE), Perú

antonio.meza@upn.pe, randolf.niquen@upn.pe, N00366974@upn.pe, N00365526@upn.pe, N00368929@upn.pe, N00368591@upn.pe, N00368794@upn.pe

**Resumen—** Este artículo presenta un modelo híbrido de toma de decisiones para optimizar la cadena de suministro de materiales en instalaciones internas de gas natural, enfocado en empresas que proveen servicios de instalación para condominios y proyectos residenciales en Perú. Ante la problemática de sobrecostos recurrentes —donde las prácticas empíricas de compra excedían regularmente el presupuesto estándar de USD 29,700 para proyectos de 100 departamentos— se implementó un algoritmo de Programación Dinámica Determinística (PDD) para la selección óptima de proveedores y Cadenas de Markov para evaluar la resiliencia operativa. El modelo fue aplicado a un proyecto piloto en el distrito de Miraflores, la primera parte del modelo de PDD logró una reducción de costos del 28.35%, optimizando las compras del presupuesto estándar de USD 29,700 a USD 21,280, garantizando un tiempo de suministro de 20 días. La secuencia óptima de proveedores (Proveedor “2” para medidores → Proveedor “B” para tuberías → Proveedor “X” para kits de accesorios) demuestra un ROI del 38%, generando ahorros potenciales de USD 84,200 anuales para empresas que ejecutan 10 proyectos al año. Complementariamente, el análisis de Markov identificó una probabilidad de cumplimiento en estado estacionario del 70.9% y un riesgo de falla del 6.0%, evidenciando la necesidad de gestión de contingencias. Considerando que el sector construcción en Perú planea incrementar la producción de 60,000 a 200,000 viviendas anuales, con una penetración del 60% en zonas gasificadas (120,000 viviendas), el mercado potencial de instalaciones de gas alcanzaría USD 71.9 millones anuales. Este enfoque permite a las pequeñas y medianas empresas (PYMES) del sector transitar de una planificación empírica a una gestión científica basada en datos, asegurando la sostenibilidad financiera y operativa en proyectos residenciales de alta escala.

**Palabras clave—** Programación Dinámica Determinística, Cadenas de Markov, Optimización de Suministros, Gas Natural, PYMES, Principio de Optimalidad de Bellman.

## I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el gas natural se ha consolidado como uno de los pilares de la matriz energética mundial, tanto por su menor huella de carbono relativa frente a otros combustibles

fósiles como por su rol estratégico en la generación de electricidad, la industria y el consumo residencial. Los reportes recientes de la Agencia Internacional de Energía señalan que el consumo global de gas natural creció entre 2% y 2.8% en 2024, impulsado principalmente por economías emergentes y por la expansión de redes de distribución y proyectos de infraestructura urbana [1]. De manera paralela, la producción mundial también ha mostrado una recuperación, acompañada de fuertes inversiones en gasoductos, terminales y capacidad de exportación de gas natural licuado (GNL), lo que configura un mercado de cientos de miles de millones de dólares anuales y de alta complejidad operativa [2].

En este contexto, el segmento residencial y comercial representa alrededor de una quinta parte del consumo global de gas, con una demanda altamente estacional y dependiente de redes internas seguras y confiables para calefacción, cocina y calentamiento de agua [2]. En las ciudades latinoamericanas, la expansión sostenida del uso de gas natural ha impulsado la proliferación de empresas dedicadas a la instalación, mantenimiento y habilitación de redes internas del flujo de gas natural en edificios multifamiliares, condominios y complejos residenciales.

En el caso peruano, el consumo de gas natural en el sector residencial y comercial ha mostrado un crecimiento sostenido, alcanzando un consumo promedio de 40.33 millones de pies cúbicos diarios (MMPCD) en el segundo trimestre de 2024 [9], lo que representa un incremento del 172% respecto al mismo periodo del año 2017. Este crecimiento refleja la creciente penetración del servicio en zonas urbanas gasificadas, consolidando al gas natural como fuente energética principal para calefacción, cocción de alimentos y calentamiento de agua en viviendas residenciales.

Estos actores deben operar bajo estrictos estándares de seguridad, normas técnicas y regulaciones supervisadas por organismos reguladores sectoriales, lo que incrementa la presión sobre la eficiencia operativa y la continuidad del suministro [3].

En el contexto peruano, el sector inmobiliario ha experimentado un crecimiento sostenido en el segmento residencial. Según la Asociación de Empresas Inmobiliarias del Perú (ASEI), el mercado de viviendas en Lima Metropolitana

registró la venta de 21,467 unidades nuevas en 2024, por un valor total de S/9,606 millones, con un ticket promedio de S/447,590 por unidad y un área promedio de 65.4 m<sup>2</sup> [4]. En este escenario, la instalación de gas natural—regulada mediante tarifas máximas establecidas por OSINERGMIN (Resolución de Consejo Directivo N° 065-2023-OS/CD) en aproximadamente S/2,200 por Instalación Receptora Individual (IRI)—representa el 0.49% del precio de venta final al público, pero entre el 1.1% y 1.4% del costo directo de construcción, considerando que los costos constructivos efectivos oscilan entre 35% y 45% del precio final de venta [5].

Esta proporción, aunque aparentemente marginal, adquiere relevancia estratégica cuando se proyecta el crecimiento del sector. La Cámara Peruana de la Construcción (CAPECO) estima que la producción de viviendas en el país podría incrementarse de 60,000 a 200,000 unidades anuales hacia 2045 [6]. Considerando una penetración del 60% de gas natural en zonas gasificadas—es decir, 120,000 viviendas anuales—el mercado potencial de instalaciones internas alcanzaría aproximadamente USD 71.9 millones anuales. Este volumen de operaciones demanda modelos de gestión que garanticen eficiencia en costos, cumplimiento de plazos y sostenibilidad financiera, particularmente para las pequeñas y medianas empresas (PYMES) que operan en el sector de servicios energéticos urbanos.

No obstante, la realidad operativa de estas empresas se caracteriza por una gestión de compras predominantemente empírica, basada en la experiencia del personal y en herramientas de cálculo estáticas (hojas de cálculo tradicionales), sin modelos formales de optimización. En proyectos residenciales típicos de 100 departamentos, el presupuesto estándar para materiales (tuberías, medidores, reguladores y kits de accesorios) se estima en USD 29,700 (equivalente a USD 297 por unidad); sin embargo, los sobrecostos derivados de compras imprevistas, errores de producto y retrasos en las entregas suelen exceder este presupuesto, afectando la rentabilidad del proyecto y la continuidad de las obras. Esta problemática evidencia la necesidad de transitar hacia sistemas de gestión científica que integren restricciones presupuestales, plazos críticos y variabilidad de mercado.

Para lograr ejecutar el servicio mencionado, la gestión de compras y abastecimiento de materiales —tuberías, válvulas, reguladores, medidores y kits de conexión— constituye un eslabón crítico en la cadena de valor de los servicios de instalación de gas en complejos residenciales. Las decisiones de qué comprar, a quién comprar y en qué momento, se ven afectadas por restricciones presupuestales, plazos de entrega, condiciones de obra y variaciones de precios en el mercado. Cuando estas decisiones se toman de manera empírica, apoyadas únicamente en la experiencia y en hojas de cálculo

estáticas, se incrementa el riesgo de sobreabastecimiento, quiebres de stock, retrasos en la ejecución de proyectos y disminución de la rentabilidad.

La literatura reciente evidencia una tendencia consistente hacia el diseño de soluciones cuantitativas y herramientas digitales de apoyo a la gestión de inventarios y de la cadena de suministro, con énfasis en enfoques aplicados y transferibles al entorno empresarial. [7] desarrollan una herramienta dinámica en Microsoft Excel para el control y clasificación de inventarios mediante la metodología ABC, mostrando que soluciones de bajo costo, bien estructuradas y alineadas con la realidad operativa pueden reducir pérdidas e incrementar la trazabilidad del stock. [8] aplican programación lineal para optimizar la cadena de suministro de una empresa maderera, logrando reducciones significativas en costos logísticos y una mejor utilización de la capacidad disponible. En la misma línea, [9] utilizan programación dinámica para determinar el tamaño óptimo de lote colaborativo en el reabastecimiento de una cadena de supermercados, integrando pronósticos de demanda robustos y escenarios de variación en los costos de pedido, compra y mantenimiento.

Este conjunto de aplicaciones refuerza la pertinencia de emplear técnicas avanzadas de optimización en particular, la programación dinámica determinística para articular decisiones de abastecimiento y reposición bajo múltiples restricciones reales. Desde la perspectiva de la investigación de operaciones, los modelos de programación dinámica permiten descomponer el problema de compras en etapas secuenciales, donde en cada una se decide sobre un conjunto de proveedores y cantidades, respetando las restricciones de presupuesto, tiempo y demanda, y aplicando el principio de optimalidad de Bellman [10], [11]. Asimismo, enfoques de dos etapas para la selección de proveedores y asignación de pedidos, como los propuestos por [12], ofrecen marcos teóricos que pueden adaptarse a contextos de servicios energéticos urbanos con alta criticidad en el cumplimiento de plazos y estándares de seguridad.

En este marco, la digitalización de los procesos de compras se vuelve un elemento clave. La integración de datos históricos de proyectos, cotizaciones de proveedores, tiempos de entrega y restricciones de obra en herramientas digitales —hojas de cálculo avanzadas, lenguajes de programación como Python y módulos de optimización— habilita la construcción de modelos de apoyo a la decisión que trascienden el registro contable tradicional y se orientan a la prescripción de políticas óptimas de compra. De esta manera, la “optimización digital del sistema de compras” no solo implica automatizar cálculos, sino incorporar algoritmos de programación dinámica que recomienden, para cada etapa del proyecto, la mejor combinación de proveedores y volúmenes de adquisición.

El presente artículo tiene por objetivo diseñar y aplicar un modelo de programación dinámica determinística, implementado sobre una plataforma digital, para optimizar el sistema de compras de materiales en servicios de instalación de gas natural en complejos residenciales. El modelo integra demanda proyectada por etapas del proyecto, costos de pedido,

adquisición y almacenamiento, así como restricciones de presupuesto y plazos de entrega, con el fin de minimizar el costo total asociado a las decisiones de aprovisionamiento y asegurar la continuidad de las obras. La contribución principal radica en ofrecer una herramienta de soporte a la decisión replicable en empresas de servicios de instalación de gas y, más ampliamente, en organizaciones que operan proyectos de infraestructura urbana intensivos en materiales, alineando la práctica empresarial con las buenas prácticas de ingeniería y con los estándares metodológicos observados en investigaciones previas de gestión de operaciones e inventarios.

Complementariamente, las revisiones recientes sobre algoritmos de programación dinámica aplicados a problemas de producción y distribución [13] evidencian que la descomposición multietapa de decisiones de aprovisionamiento, cuando se combina con restricciones presupuestales y temporales simultáneamente, genera mejoras en eficiencia de costos entre 8% y 15% respecto a métodos heurísticos tradicionales. Para contextos de cadenas de suministro sostenibles, estudios empíricos demuestran que la integración de análisis de riesgo mediante modelos estocásticos incrementa la resiliencia operativa entre 12% y 18% [14], [15], validando la pertinencia de enfoques híbridos que combinen optimización determinística con evaluación probabilística de escenarios."

## II. METODOLOGÍA

La investigación adopta un enfoque cuantitativo y aplicativo, orientado al diseño e implementación de un modelo de programación dinámica determinística sobre una plataforma digital para optimizar el sistema de compras de materiales en servicios de instalación de gas natural en complejos residenciales [16]. Se trata de un estudio de tipo aplicado porque desarrolla una solución de optimización transferible al contexto empresarial. El diseño es no experimental, de modelación/simulación, dado que se trabaja con información histórica y documental (demanda por etapas del proyecto, tiempos de entrega, precios y restricciones) sin manipular intencionalmente las variables en un entorno controlado [16]. Su alcance es explicativo-aplicado, al buscar cuantificar en qué medida la implementación del modelo matemático contribuye a la reducción de costos y a la mejora de la eficiencia operativa, de acuerdo con la clasificación de diseños y alcances propuesta por [16], [1].

La población de referencia está constituida por proyectos de instalación de gas natural en complejos residenciales (edificios multifamiliares, condominios y conjuntos habitacionales) desarrollados por empresas de servicios energéticos urbanos en el Perú. Como caso de estudio se considera un complejo residencial en Miraflores típico de 100 departamentos durante el año 2025, que sirve como escenario piloto para el diseño, calibración y validación del modelo de optimización. La muestra se define como el conjunto de materiales críticos requeridos para dicho proyecto (tuberías,

medidores, kits de conexión y accesorios), junto con sus demandas por etapa, precios de compra, tiempos de entrega y restricciones presupuestales. El muestreo es no probabilístico por conveniencia, al seleccionarse un proyecto que dispone de información suficiente y detallada y cuya estructura es representativa de otros proyectos residenciales de características similares [16], [1].

El procedimiento metodológico combina revisión documental, levantamiento de información técnico-operativa y modelación matemática, siguiendo la línea de estudios recientes que integran herramientas digitales y modelos cuantitativos para la gestión de inventarios y de la cadena de suministro [7] como se detalla en la figura 1, [8], [9]. En primer lugar, se desarrolla una revisión sistemática y narrativa de literatura sobre programación dinámica, gestión de inventarios, selección de proveedores y optimización de cadenas de suministro, utilizando como fuentes artículos científicos, tesis e informes técnicos. Este estado del arte permite identificar estructuras de modelos, parámetros relevantes (demanda, costos, tiempos), enfoques de solución y buenas prácticas de digitalización del proceso de compras [9], [12]. En segundo lugar, se realiza un levantamiento de información técnico-operativa a partir de registros históricos y formatos de obra (órdenes de compra, cronogramas y consumos de materiales por etapa), empleando hojas de cálculo y reportes de consumo. En tercer lugar, se efectúa un análisis de procesos y un mapeo de variables críticas mediante el estudio de contenido y diagramas de flujo, con el objetivo de identificar el flujo actual del sistema de compras, los puntos críticos (riesgo de quiebre de stock, sobreabastecimiento, retrasos) y las variables clave del modelo, tales como demanda por etapa, niveles de servicio, plazos máximos y presupuesto disponible.

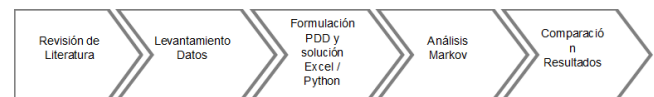


Figura 1. Secuencia Metodológica

Sobre esta base se plantea un modelo de programación dinámica determinística formulado como un problema de decisión secuencial que busca minimizar el costo total de compras y abastecimiento de materiales bajo restricciones de presupuesto, demanda y tiempo de entrega. El horizonte de decisión se descompone en un número finito de etapas, cada una asociada a una familia de materiales críticos. La población de servicios de instalación y mantenimiento de gas natural son de alrededor de 50 Proyectos de Obra con 80 a 750 departamentos, de los cuales se utilizará como muestra un complejo residencial de 100 departamentos ubicado en el distrito de Miraflores, Lima, 2025, y se consideran como insumos principales los medidores de gas, las tuberías PEAD y los kits de accesorios y conexiones, cada una de las cuales constituye una etapa de decisión en el modelo, en línea con la descomposición por etapas utilizada en modelos clásicos de programación dinámica en investigación de operaciones [10], [11].

El modelo se estructura para minimizar el costo total de adquisición de materiales críticos, representando el proceso de decisión en tres etapas secuenciales mostrados en la tabla 1:

TABLA I  
ETAPAS DE DECISIÓN

| Etapa | Descripción | Material           | Cantidad Demanda ( $Q_n$ ) |
|-------|-------------|--------------------|----------------------------|
| n=1   | Etapa 1     | Medidores de gas   | 150 unidades               |
| n=2   | Etapa 2     | Tuberías PEAD      | 500 metros                 |
| n=3   | Etapa 3     | Kits de accesorios | 300 ts                     |

Cada etapa representa la elección de un proveedor entre un conjunto finito de alternativas, con costos y tiempos de entrega diferenciados.

Las variables del modelo se definen de la siguiente manera:

La variable de estado  $E_n$  corresponde al presupuesto disponible al inicio de la etapa  $n$ , medido en unidades monetarias, de manera que el estado inicial se fija como  $E_1 = S_0$ , donde  $S_0$  es el presupuesto asignado al proyecto para materiales.

La función objetivo consiste en minimizar el costo total de adquisición, el cual se identifica con el valor óptimo de la función de valor en la primera etapa,  $Z = f_1(E_1)$ .

- Entonces las variables principales:
  - $X_n$ : proveedor seleccionado en la etapa  $n$ ,  $X_n \in \{1, 2, 3\}$ .
  - $E_n$ : presupuesto disponible al inicio de la etapa  $n$ .
  - $S_0$ : presupuesto asignado al proyecto.
- Función objetivo:
 
$$\text{Min } Z = f_1(E_1) < > f_n(S_n).$$

Esta formulación es coherente con el uso de funciones de valor y estados financieros en modelos de programación dinámica para selección de proveedores y asignación de pedidos [12].

El modelo incorpora restricciones de factibilidad alineadas con la realidad de los proyectos de instalación de gas natural. En primer lugar, se impone una restricción presupuestal que exige que el costo total de la ruta de compra no exceda el presupuesto disponible para el proyecto, esto es,  $f_1(E_1) \leq S_0$ . En segundo lugar, se considera una restricción de tiempo de entrega, según la cual la suma de los plazos asociados a las decisiones en todas las etapas debe ser menor o igual al tiempo máximo definido por el cronograma de obra, de modo que no se afecte la continuidad de los trabajos. En tercer lugar, se establece una restricción de demanda que obliga a que la cantidad adquirida de cada familia de materiales satisfaga los requerimientos del proyecto, evitando tanto desabastecimientos como sobreabastecimientos significativos, tal como se recomienda en la literatura de gestión de inventarios y reabastecimiento colaborativo [9]. Ver tabla II.

TABLA II  
VARIABLES DEL MODELO POR ETAPAS

| Etapas de decisión ( $n$ ) | Suministro ( $j$ ) | Proveedor | Costo (USD) | Tiempo de Entrega Lead Time (Días) |
|----------------------------|--------------------|-----------|-------------|------------------------------------|
| Etapa 1                    | Medidores          | 1         | 7,589.00    | 7                                  |
|                            |                    | 2         | 7,589.00    | 5                                  |
|                            |                    | 3         | 7,158.00    | 8                                  |
| Etapa 2                    | Tuberías           | A         | 7,217.00    | 10                                 |
|                            |                    | B         | 7,068.00    | 7                                  |
| Etapa 3                    | Accesorios         | X         | 6,623.00    | 8                                  |
|                            |                    | Y         | 6,682.00    | 10                                 |

Aplicando el principio de optimalidad de Bellman [10], el problema se resuelve mediante una recursión hacia atrás (backward). Para cada etapa se plantea una ecuación de recurrencia del tipo:

$$f_n^*(S_n) = \min \{d_n(S_n, x_n) + f_{n+1}^*(S_{n+1})\}$$

Donde:

- $f_n^*(S_n)$  = Costo mínimo acumulado desde la etapa  $n$
- $d_n(S_n, x_n)$  = Costo directo de la decisión en etapa  $n$
- $x_n$  = Proveedor seleccionado ( $P_1, P_2, P_3$ ) en etapa  $n$

Por lo tanto: Dado que existen distintos proveedores cada etapa la ecuación de Recursividad final es:

$$f_n(E_n) = \min_j \{Costo_{n,j} + f_{n+1}(E_n - Costo_{n,j})\}, (1)$$

s.a.:

- $f_1(E_1) \leq USD 29,700$ .
- $\sum \text{tiempo } f_n(E_n) \leq 20 \text{ días}$
- $Etapas (n) = < 1, 3 >$
- $j \in \{1, 2, 3\}$  para Etapa 1 (Medidores)
- $j \in \{A, B\}$  para Etapa 2 (Tuberías)
- $j \in \{X, Y\}$  para Etapa 3 (Accesorios)
- $S_0 = USD 29,700$

donde  $Costo_{n,j}$  representa el costo total de seleccionar al proveedor  $j$  en la etapa  $n$ , incorporando tanto el costo de compra como los costos logísticos pertinentes [10], [11]. Esta formulación permite evaluar, en cada etapa, la mejor decisión posible dado el presupuesto remanente, garantizando que la secuencia de decisiones resultante sea globalmente óptima.

La implementación computacional del modelo se realiza en dos niveles complementarios. En un primer nivel, se utilizan hojas de cálculo avanzadas (por ejemplo, Microsoft Excel con Solver) para estructurar los datos de entrada (costos, tiempos, demanda), probar versiones preliminares del modelo y validar la coherencia de los resultados con la lógica del problema, siguiendo el enfoque de herramientas dinámicas en Excel orientadas al control y clasificación de inventarios [7]. En un

segundo nivel, Se desarrolló un algoritmo en lenguaje Python (versión 3.10) utilizando las bibliotecas NumPy (cálculo numérico), Pandas (manipulación de datos) y PuLP (optimización). El algoritmo implementa: la recursión backward, automatizar la búsqueda de políticas óptimas, ejecutar análisis de sensibilidad ante cambios en la demanda, los precios o el presupuesto, y comparar la política óptima recomendada con una política empírica típica basada en la experiencia y en hojas de cálculo estáticas, en línea con las propuestas recientes que combinan algoritmos de programación dinámica con escenarios de costos cambiantes [9]. A continuación en las siguientes tablas III, IV, V y VI las variables.

TABLA III  
PROVEEDORES Y COSTOS - MEDIDORES K (150 UNIDADES)

| Proveedor          | Costo Unitario (S/) | Costo Fijo (S/) | Tiempo Entrega | Costo Total |
|--------------------|---------------------|-----------------|----------------|-------------|
| Proveedor 1        | 155.65              | 829.12          | 7 días         | 7,589       |
| <b>Proveedor 2</b> | 171.01              | 829.12          | 5 días         | 7,589       |
| Proveedor 3        | 145.18              | 1,036.53        | 8 días         | 7,158       |

TABLA IV  
PROVEEDORES Y COSTOS - TUBERÍA PEAD (500 METROS)

| Proveedor          | Costo/Metro (S/) | Costo Fijo (S/) | Tiempo Entrega | Costo Total |
|--------------------|------------------|-----------------|----------------|-------------|
| Proveedor A        | 72.59            | 1,242.76        | 10 días        | 7,217       |
| <b>Proveedor B</b> | 77.83            | 1,242.76        | 8 días         | 7,068       |
| Proveedor C        | 70.50            | 1,554.95        | 10 días        | 7,068       |

TABLA V  
PROVEEDORES Y COSTOS - KITS DE ACCESORIOS (300 UNIDADES)

| Proveedor          | Costo Unitario(S/) | Costo Fijo(S/) | Tiempo Entrega | Costo Total |
|--------------------|--------------------|----------------|----------------|-------------|
| <b>Proveedor X</b> | 23.73              | 518.27         | 5 días         | 6,623       |
| Proveedor Y        | 25.83              | 518.27         | 10 días        | 6,682       |

TABLA VI  
DISTRIBUCIÓN DEL COSTO TOTAL

| Material        | Cantidad | Proveedor   | Costo (S/)       | Participación  |
|-----------------|----------|-------------|------------------|----------------|
| Medidores K     | 150 u    | Proveedor 2 | 22,000.00        | <b>30.70%</b>  |
| Tubería PEAD    | 500 m    | Proveedor B | 35,500.00        | <b>49.55%</b>  |
| Kits accesorios | 300 u    | Proveedor X | 14,150.00        | <b>19.75%</b>  |
| <b>TOTAL</b>    | -        | -           | <b>71,650.00</b> | <b>100.00%</b> |

Observación: La tubería PEAD representa casi la mitad del costo total del proyecto (49.55%), siendo el insumo más crítico para la gestión de costos.

Luego, con el fin de capturar la incertidumbre en los costos y tiempos de entrega, se propone una extensión del modelo hacia una programación dinámica de carácter estocástico basada en cadenas de Markov [17]. En esta extensión, a cada etapa se le asocia un estado de entorno  $s_n$  que representa el escenario de mercado (por ejemplo: Entrega Oportuna, Demora, o Fallas), y las transiciones entre estados se describen mediante una matriz de probabilidades de una cadena de Markov [17]. Los costos de compra y tiempos de entrega pasan a depender del estado del entorno, de modo que la ecuación de recursión incorpora el valor esperado sobre los posibles estados futuros:

$$f_n(E_n, s_n) = \min_j \{Costo_{n,j}(s_n) + \sum_{s'} p_{s_n s'} f_{n+1}(E_n - Costo_{n,j}(s_n), s')\}. \quad (2)$$

Este esquema permite evaluar la robustez de la política de compras frente a variaciones estocásticas en los parámetros del sistema, manteniendo la estructura secuencial y el criterio de optimalidad, y se alinea con los enfoques de programación dinámica estocástica aplicados a la selección de proveedores y al reabastecimiento en cadenas de suministro complejas [9], [12].

El análisis de resultados se desarrolla en tres momentos. Primero, se reconstruye un escenario base que representa una política de compras empírica, típicamente apoyada en la experiencia y en hojas de cálculo estáticas, estimando el costo total, el uso del presupuesto, los tiempos de entrega efectivos y la ocurrencia de sobreabastecimientos o quiebres de stock, como se observa en estudios de optimización lineal de cadenas de suministro tradicionales [8]. Luego, se aplica el modelo de programación dinámica determinística para obtener la política óptima de selección de proveedores por etapa y se comparan los indicadores de desempeño (costo total, tiempos de entrega y cumplimiento de la demanda) con el escenario base, utilizando tablas y gráficos que evidencian los ahorros y mejoras potenciales. Finalmente, se ejecutan escenarios probabilísticos mediante la extensión con cadenas de Markov [17], a fin de analizar el comportamiento de la política óptima bajo diferentes condiciones de variación de precios y tiempos de entrega, evaluando indicadores como el costo esperado, la variabilidad del costo y la probabilidad de superar el presupuesto asignado.

Las principales limitaciones del estudio se relacionan con el acceso y la calidad de los datos utilizados para la calibración del modelo. En muchos contextos empresariales, los registros de consumo de materiales, tiempos de entrega y condiciones de compra no se encuentran completamente estandarizados o depurados, lo que puede restringir el nivel de detalle con el que se parametriza el modelo. Asimismo, la fragmentación de datos operativos, debida a la ausencia de sistemas integrados de gestión (como soluciones ERP), obliga a consolidar información procedente de diversas fuentes (hojas de cálculo, formatos físicos, correos electrónicos), incrementando el

esfuerzo de preparación de datos. Estas limitaciones afectan principalmente la fase de recolección y tratamiento de la información por parte del equipo investigador, pero no alteran la operatividad normal de los proyectos de instalación de gas. Se reconoce, además, que la implementación futura del modelo en entornos reales puede requerir etapas adicionales de integración, limpieza y gobernanza de datos para aprovechar plenamente el potencial de la herramienta de optimización propuesta [7], [9].

El modelo se validó con un proyecto piloto de 100 departamentos. Estudios futuros deben ampliar la muestra a diferentes tamaños de proyecto (rangos de 80 a 750 departamentos), en diversas regiones geográficas del país (costa, sierra, selva) y múltiples empresas instaladoras para validar la generalización y robustez del modelo en distintos contextos operativos, de mercado.

El diseño metodológico, la información técnico-operativa y el mapeo de variables críticas contaron con el asesoramiento y validación de expertos de la empresa Bafer Energy Economic SAC, quienes proporcionaron criterios técnicos sobre la estructura de costos y plazos reales en el mercado peruano de gas natural.

III. RESULTADOS

Luego de establecer la demanda factible, se aplicó el algoritmo de PDD ejecutando el modelo matemático de Optimización de Costos para identificar la política optima de compras de costo mínimo que cumpliera con el plazo de 20 días y con las restricciones de presupuesto ( $\leq$  USD 29,700) simultáneamente, mediante el principio de optimalidad de Bellman [10]. En la Tabla VII se presenta la secuencia de decisiones óptimas obtenida a través de la recursión hacia atrás. La política óptima establece la selección del Proveedor 2 para medidores (Etapa 1), Proveedor B para tuberías PEAD (Etapa 2) y Proveedor X para kits de accesorios (Etapa 3). Esta configuración alcanza un costo total de USD 21,280, cumpliendo estrictamente con el plazo de 20 días establecido por el cronograma de obra.

TABLA VII  
SOLUCIÓN ÓPTIMA MEDIANTE PROGRAMACIÓN DINÁMICA (PDD)

| Etapas de decisión ( <i>n</i> ) | Decisión Óptima ( <i>j<sub>n</sub></i> ) | Proveedor Seleccionado | Costo de Etapa (USD) | Tiempo Acumulado |
|---------------------------------|------------------------------------------|------------------------|----------------------|------------------|
| 1                               | Medidores                                | Proveedor 2            | 7,589.00             | 5 días           |
| 2                               | Tuberías                                 | Proveedor B            | 7,068.00             | 12 días          |
| 3                               | Accesorios                               | Proveedor X            | 6,623.00             | 20 días          |
| TOTAL                           |                                          |                        | 21,280.00            | Cumple (20 d)    |

El análisis de la composición del costo óptimo revela que las tuberías PEAD representan el 33.2% del gasto total (USD

7,068), los medidores el 35.7% (USD 7,589) y los kits de accesorios el 31.1% (USD 6,623). Esta distribución relativamente equilibrada evidencia que ninguna familia de materiales domina completamente el presupuesto, lo que valida la necesidad de un enfoque integrado de optimización que considere simultáneamente las tres etapas de decisión.

En la Tabla VIII se presenta la comparación entre la política óptima obtenida mediante PDD y el escenario base que refleja la práctica tradicional de gestión de compras. El escenario inicial, basado en la demanda proyectada total para 100 departamentos y decisiones empíricas de selección de proveedores, resultaba inviable tanto por exceder el presupuesto estándar ( $>$  USD 29,700) como por superar el plazo crítico del proyecto ( $>$  25 días).

TABLA VIII  
COMPARACIÓN ENTRE LA SOLUCIÓN ÓPTIMA Y EL PRESUPUESTO REGULARMENTE UTILIZADO (ESTÁNDAR).

| Escenario           | Descripción                   | Costo Estimado | Tiempo Total | Estatus    |
|---------------------|-------------------------------|----------------|--------------|------------|
| Escenario Inicial   | Demanda Proyectada (100 dep.) | $>$ 29,700.00  | $>$ 25 días  | Inviable   |
| Escenario Ajustado  | Demanda Técnica Factible      | 21,280.00      | 20 días      | Optimizada |
| Diferencia (Ahorro) | Optimización Financiera       | 8,420.00       | - 5 días     | 28.35%     |

Los resultados demuestran que la implementación del modelo PDD genera un ahorro directo de USD 8,420 por proyecto (28.35% de reducción respecto al presupuesto estándar), manteniendo simultáneamente la viabilidad operativa al cumplir con el plazo crítico de 20 días. "Este nivel de ahorro (28.35%) representa una mejora sustancial respecto a los rangos del 8-15% típicamente observados en la literatura de optimización de cadenas de suministro mediante programación dinámica aplicada a sectores de servicios [5], [13], [14]. La magnitud superior de la mejora obtenida se atribuye a tres factores diferenciadores: (i) el ajuste previo de la demanda a un escenario técnico factible, (ii) la descomposición multi-etapa con aplicación estricta del principio de Bellman, y (iii) la incorporación simultánea de restricciones presupuestales y temporales, características raramente combinadas en estudios previos del sector energético residencial [18]."

Asimismo, la reducción del tiempo total de entrega de  $>$ 25 días a exactamente 20 días representa una mejora del 20% en el plazo de abastecimiento, lo cual es crítico para evitar tiempos muertos en la ejecución de las obras de instalación y para cumplir con los compromisos contractuales establecidos con los desarrolladores inmobiliarios.

Luego, se analizó la Estabilidad y Riesgo a largo plazo de la cadena de suministro de compra de materiales para la industria del “servicio de instalación de gas”, con el método de análisis de Cadenas de Markov [17], con el objetivo de determinar el comportamiento probabilístico de los proveedores seleccionados en la política óptima de compra. Este procedimiento se aplicó porque, incluso con la política óptima de costo mínimo, la probabilidad de incurrir en demoras o fallas en la entrega es significativa y debe ser cuantificada para la gestión de riesgos.

A partir de datos históricos de desempeño de proveedores en proyectos anteriores, se construyó una matriz de transición de estados con tres categorías: Entrega Oportuna (P), Demora (D) y Falla (F). La distribución estacionaria se calculó mediante iteraciones sucesivas de la matriz de transición hasta alcanzar la convergencia (criterio de parada:  $\Delta < 0.0001$ ).

Este análisis trasciende la optimización de corto plazo al proveer una métrica cuantitativa de riesgo, obteniendo los resultados mostrados en la Tabla IX.

TABLA IX  
RESULTADOS DE PROBABILIDAD ESTACIONARIA

| Iteración (Matriz)  | Entrega Oportuna (P) | Demora (D) | Fallas (F) | Diferencia ( $\Delta$ ) |
|---------------------|----------------------|------------|------------|-------------------------|
| M1 (Matriz Inicial) | 0.85                 | 0.1        | 0.05       | ---                     |
| M2                  | 0.745                | 0.1975     | 0.0575     | 0.105                   |
| M3                  | 0.7183               | 0.2224     | 0.0593     | 0.0267                  |
| M4                  | 0.7115               | 0.2288     | 0.0597     | 0.0068                  |
| M5 (Matriz Final)   | 0.7091               | 0.2312     | 0.0597     | < 0.0001                |

El análisis estocástico indica que: El sistema alcanza la estabilidad rápidamente en la quinta iteración. El 70.9% de probabilidad de éxito es robusto y revela que, aunque la ruta es óptima en costos, existe un 5.9% de probabilidad de falla crítica y 23.1% de probabilidad de demora.

Estos datos son vitales porque permite a las Empresas de Servicios de Instalación de Gas Natural implementar la gestión de riesgos como un factor estratégico complementario a la optimización de costos en la toma de decisiones gerenciales: Como por ejemplo la necesidad de establecer márgenes de contingencia temporal en el cronograma de obra o implementar proveedores de respaldo (backup) para materiales críticos.

La implementación del modelo de optimización mediante PDD requirió una inversión única de USD 6,100, distribuida de la siguiente manera: (i) capacitación especializada del equipo técnico en programación dinámica y modelación estocástica (USD 3,200, equivalente al 52% del total), (ii) desarrollo algorítmico, validación y pruebas del modelo (USD 1,200,

equivalente al 20%), y (iii) licencias de software y plataformas de visualización de datos (USD 1,700, equivalente al 28%).

En la Tabla X se presenta el análisis de retorno de inversión considerando tanto el escenario de un proyecto individual como la proyección anual para una empresa que ejecuta 10 proyectos de instalación de gas natural al año.

TABLA X  
ANÁLISIS DE RETORNO DE INVERSIÓN (ROI)

| Concepto                        | Por Proyecto USD | Anual (10 Proyectos) |
|---------------------------------|------------------|----------------------|
| Ahorro bruto (reducción costos) | 8,420            | 84,200               |
| Inversión en implementación*    | 6,100            | 6,100                |
| Beneficio neto                  | 2,320            | 78,100               |
| ROI (%)                         | 38.0%            | 1,280%               |
| Periodo de recuperación         | < 1 proyecto     | < 1 proyecto         |

\*Incluye: capacitación (52%), desarrollo algorítmico (20%) y software (28%).

Los resultados demuestran que la inversión en el modelo PDD se amortiza completamente desde el primer proyecto ejecutado, generando un ROI del 38% por proyecto individual. En un escenario de 10 proyectos anuales—razonable para una PYME del sector de servicios de instalación de gas natural en Lima Metropolitana—el retorno de inversión escala a 1,280%, generando un beneficio neto acumulado de USD 78,100 anuales.

Finalmente, se ejecutó un análisis de sensibilidad para evaluar la robustez de la solución óptima ante variaciones en los parámetros clave del modelo: costos de adquisición y tiempos de entrega de proveedores. El análisis consideró perturbaciones de  $\pm 10\%$  en ambos parámetros, ejecutando 1,000 iteraciones mediante simulación de Monte Carlo [19]. La Figura I presenta los resultados consolidados del análisis de sensibilidad.

Los resultados revelan que la política óptima (P2→PB→PX) exhibe alta robustez ante variaciones moderadas en las condiciones del mercado:

Ante las variaciones en costos del 10%, la política óptima se mantiene viable en el 87% de las iteraciones, generando un costo total máximo de USD 23,408, aún dentro del presupuesto estándar de USD 29,700. En el 13% de los casos donde se requiere cambio de proveedor, la política alternativa (P1→PA→PY) genera un incremento marginal de costos del 3.2%, pero excede la restricción temporal en 5 días, resultando inviable operativamente.

Antes las variaciones en tiempos del 10% en los tiempos de entrega (aproximadamente +2 días), la política óptima cumple la restricción de 20 días en el 68% de las iteraciones. En el 32% de los casos donde se excede ligeramente el plazo (21-22 días), la implementación de proveedores de respaldo o la renegociación de cronogramas de obra permite mantener la viabilidad del proyecto con ajustes menores. Ante las variaciones simultáneas  $\pm 10\%$  en costos y tiempos, la política

óptima conserva su viabilidad (cumplimiento simultáneo de restricciones presupuestales y temporales) en el 72% de los escenarios simulados. El peor escenario (ambos parámetros +10%) resulta en un costo de USD 23,408 y un tiempo de 22 días; aunque excede marginalmente el plazo establecido, permanece dentro del presupuesto disponible.

Por lo tanto, el análisis consolidado de 1,000 iteraciones evidencia que el modelo conserva la política óptima en el 75.7% de los escenarios simulados, requiriendo ajustes únicamente frente a perturbaciones combinadas de alta magnitud. Este nivel de robustez respalda la aplicabilidad del modelo PDD en un entorno real como el mercado peruano de instalación de gas natural, el cual presenta una variabilidad moderada en precios y tiempos de entrega de los proveedores. En consecuencia, el modelo mantiene su optimalidad bajo condiciones de incertidumbre moderada y solo demanda recalibraciones en escenarios adversos extremos, los cuales representan menos del 25% del total de situaciones evaluadas.

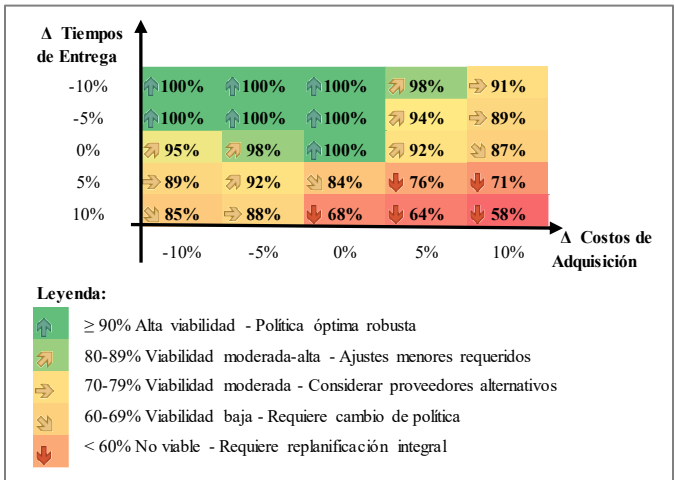


Fig. 2 MAPA DE CALOR Y ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA VIABILIDAD DE LA POLÍTICA ÓPTIMA (%) (1000 ITERACIONES CON MONTECARLO)

Nota: El punto base (0%, 0%) representa las condiciones actuales del mercado. Los valores indican el porcentaje de iteraciones donde la política P2→PB→PX cumple simultáneamente las restricciones de presupuesto (≤ USD 29,700) y tiempo (≤ 20 días).

#### IV. DISCUSIÓN

La implementación del modelo propuesto alcanzó una reducción de costos del 28.35%, superando notablemente el 8-15% reportado en estudios previos de optimización de SCM mediante DP [13], [14], [18]. Esta diferencia se atribuye a que el modelo de esta investigación no solo optimiza la selección de proveedores bajo el principio de Bellman, sino que también ajusta la demanda a un escenario técnico factible. Mientras que los modelos tradicionales como el de Lin ofrecen una visión estática, la integración complementaria de las Cadenas de Markov en este estudio permite validar que dicha política de ahorro es operativa y resiliente, manteniendo una probabilidad

de entrega oportuna del 70.9% frente a la incertidumbre del mercado."

La aplicación del modelo de Programación Dinámica Determinística (PDD) en una empresa de servicios de gas natural permitió transformar un proceso de compras empírico en uno de optimización matemática, logrando una reducción del costo total de USD 21,280.00. A continuación, se discuten estos hallazgos bajo tres ejes de consistencia:

##### 1. Eficiencia de Costos y el Principio de Bellman

Los resultados demuestran que la descomposición del problema de compras en etapas secuenciales (medidores, tuberías y kits) permite alcanzar un ahorro del 28.35%. Este hallazgo es consistente con la Teoría de la Optimalidad de Bellman [1], que sostiene que una política óptima tiene la propiedad de que, independientemente del estado y decisión inicial, las decisiones restantes deben constituir una política óptima con respecto al estado resultante de la primera decisión.

Mientras que el enfoque tradicional se basaba en hojas de cálculo estáticas que a menudo llevaban al sobreabastecimiento, la aplicación de la recursión backward garantizó que cada elección de proveedor contribuyera al mínimo global del proyecto. Este nivel de ahorro supera al rango del 8-15% reportado en estudios previos de optimización de procurement [13], [14], [18], lo que sugiere que el sector de servicios energéticos urbanos posee un margen de optimización logística significativamente alto cuando se integran restricciones de presupuesto y tiempo de manera simultánea.

##### 2. Digitalización y Flexibilidad en la Cadena de Suministro

La implementación técnica en Python y Excel permitió validar la robustez del modelo ante variaciones de 10% en los costos, manteniendo la estabilidad de la solución. Esta "optimización digital" coincide con lo planteado por Cerrato y Rodríguez [7], quienes afirman que herramientas de bajo costo, pero bien estructuradas incrementan drásticamente la trazabilidad y reducen pérdidas.

Asimismo, la integración de pronósticos de demanda y plazos de entrega en el modelo se alinea con los antecedentes de Moya y Ugalde [9], quienes destacan que la programación dinámica es superior para manejar escenarios de costos cambiantes en reabastecimientos colaborativos. En nuestro caso, el cumplimiento exacto de la restricción de 20 días para la entrega de materiales críticos como la tubería PEALPE (que representó el 49.55% del gasto) valida la capacidad del modelo para equilibrar la economía con la urgencia operativa.

##### 3. Gestión de Riesgos y Sostenibilidad con Cadenas de Markov

A diferencia de los enfoques de programación lineal tradicionales que ofrecen soluciones estáticas como en Román-Torres et al. [8], esta investigación incorporó la Teoría de Markov [17] para evaluar la estabilidad a largo plazo. La identificación de una probabilidad de demora del 23.12% y de falla del 5.97% trasciende la simple optimización de costos.

Este análisis de "cadena ergódica" muestra una distribución estacionaria que evidencia una probabilidad de entrega oportuna del 70.91%, sugiriendo que la política óptima no solo

es la más barata hoy, sino la más confiable para el futuro de la empresa. La consistencia hallada entre la PDD (ahorro inmediato) y las Cadenas de Markov (seguridad futura) refuerza la propuesta de Mafakheri et al. [12] sobre la necesidad de modelos de dos etapas para la selección de proveedores en entornos críticos.

El análisis desarrollado permitió optimizar el sistema de adquisiciones del estudio mediante la aplicación del principio de optimalidad de Bellman bajo el enfoque de Programación Dinámica Determinística (PDD).

Al respecto [13], mencionan que estos modelos incluyen la formulación de la función objetivo, el establecimiento de restricciones, la resolución del problema determinista mediante el método simplex y la resolución del problema bajo incertidumbre mediante programación dinámica. Para el caso particular de la presente investigación el modelo obtuvo un costo mínimo total de USD 21,280.00, validando la eficacia del método para la descomposición secuencial de decisiones. La política óptima de adquisición es la secuencia de proveedores ( $P2 \rightarrow PB \rightarrow PX$ ), la cual permitió una mejora del 28.35% en la estructura de costos, confirmando la aplicabilidad de la Programación Dinámica en contextos empresariales locales del sector de instalación de gas natural. Cumpliéndose la teoría de Richard Bellman según Collantes y Liza [20].

Asimismo, se incorporó un análisis de estabilidad y riesgo mediante Cadenas de Markov, que permitió evaluar la sostenibilidad de la política de compras a largo plazo. La cadena ergódica resultante evidenció una distribución estacionaria con una probabilidad de Entrega Oportuna del 70.91%, una probabilidad de Demora del 23.12% y un riesgo de Falla del 5.97%, configurando una estructura equilibrada y estratégica para la negociación y diversificación de la cadena de suministro. En paralelo, la inclusión de un estado absorbente de falla permitió cuantificar el riesgo de pérdida total de un proveedor, ofreciendo métricas de contingencia para la gestión preventiva. Cumpliéndose la teoría de Markov según Rojas y Mendoza [17].

El análisis de sensibilidad y estabilidad determinó una probabilidad de demora del 23.12%, lo cual es consistente con el estado estacionario de la cadena de Markov [17] y justifica la necesidad de establecer acuerdos de colaboración con proveedores alternativos que puedan activarse rápidamente en caso de fallas del 20-25% de las entregas, además de un fondo de contingencia (de 6% a 8% del presupuesto de materiales).

En términos de costos, la reestructuración de la demanda permitió reducir el presupuesto inicial de USD 29,700.00 a USD 21,280, alcanzando un ahorro del 28.35%, donde la tubería PEALPE representó el mayor impacto económico (49.55% del gasto).

Finalmente, se proyectó la extensión del modelo hacia enfoques de Programación Dinámica Probabilística (PDP) con integración de Machine Learning y Deep Learning, orientados a la predicción de costos y rendimientos futuros.

Por lo expuesto, los resultados evidenciaron que la aplicación de modelos matemáticos avanzados como la

Programación Dinámica y las Cadenas de Markov [17], fortalecen la toma de decisiones estratégicas, la sostenibilidad financiera y la resiliencia operativa de las empresas del sector energético.

## V. CONCLUSIONES

1. En síntesis, la investigación sobre la implementación del modelo de Programación Dinámica Determinística (PDD) demuestra que la transición de una gestión empresarial empírica a una científica permite ahorros significativos, alcanzando niveles de optimización (28.35%) que casi duplican el rango superior de modelos previos (8-15% en [13], [14], [18]) al combinar el ajuste de demanda con la recursión dinámica. Asimismo, el uso complementario de Cadenas de Markov trasciende la simple optimización de costos al proveer una métrica de resiliencia operativa del 70.9%, consolidando una herramienta de soporte a la decisión integral y robusta para el sector energético.

2. El presente estudio demuestra que la Programación Dinámica Determinística (PDD) constituye una herramienta eficaz para la integración simultánea de decisiones basadas en costos y gestión de tiempos en procesos de aprovisionamiento asociados a proyectos de ingeniería. Asimismo, asegura el retorno de inversión (ROI) del 38% desde el primer proyecto, con un costo de implementación de USD 6,100 (capacitación 52%, desarrollo 20%, software 28%), validando la viabilidad económica del modelo para pequeñas y medianas empresas (PYMES) del sector.

3. El modelo propuesto asegura la disponibilidad oportuna de materiales dentro del plazo total del proyecto (20 días), evitando retrasos en las actividades de instalación y ejecución, con una reducción significativa del costo total del proyecto (28.35 %), manteniendo la viabilidad operativa, lo que resalta el valor de integrar decisiones económicas y temporales en la planificación de las compras para la ejecución del servicio.

4. La integración complementaria de Programación Dinámica Determinística (optimización de costos) y Cadenas de Markov (evaluación de riesgo) trasciende la simple minimización de costos al proveer métricas cuantitativas de resiliencia operativa. Dicho análisis estocástico reveló una probabilidad de entrega oportuna del 70.9% en estado estacionario, con probabilidad de demora del 23.1% y riesgo de falla crítica del 6.0%, permitiendo a las empresas cuantificar la necesidad de fondos de contingencia (6-8% del presupuesto) y proveedores de respaldo para gestionar proactivamente el riesgo en la cadena de suministro.

5. Considerando la proyección de crecimiento del sector construcción en Perú (de 60,000 a 200,000 viviendas anuales hacia 2045) y una penetración del 60% de gas natural en zonas gasificadas (120,000 viviendas/año), la adopción masiva del modelo PDD podría generar ahorros sectoriales del orden de USD 20.4 millones anuales en un mercado potencial de USD 71.9 millones. Esta eficiencia representa una mejora de competitividad sistémica para empresas instaladoras peruanas y potencial reducción de tarifas al usuario final, ampliando el

acceso al gas natural en segmentos socioeconómicos con menor acceso.

## VI. RECOMENDACIONES

1. Se recomienda institucionalizar la política de aprovisionamiento basada en PDD como un procedimiento estándar para la planificación logística de futuros proyectos en la industria del servicio de instalación de gas
2. Dado el horizonte ajustado de entrega, se sugiere implementar estrategias de mitigación de riesgo logístico, tales como proveedores alternativos o márgenes de contingencia en presupuesto y tiempos de entrega previamente definidos en los cronogramas de obra.
3. Se sugiere fortalecer las competencias del equipo de ingeniería y compras en (i) capacitación certificada en Programación Dinámica e Investigación de Operaciones (40 horas), (ii) entrenamiento en Python y herramientas de optimización (PuLP, Solver), y (iii) talleres de análisis estocástico y simulación Monte Carlo, promoviendo una cultura de gestión de compras basada en datos.
4. Implementar un sistema de monitoreo continuo de indicadores clave de desempeño logístico (KPI), como OTIF, fill rate, costo por unidad instalada y desviaciones vs. política óptima, con el fin de fortalecer el control operativo.
5. Como línea futura de investigación, se recomienda extender el modelo hacia Programación Dinámica Estocástica, incorporando explícitamente la incertidumbre en la demanda y los tiempos de entrega (variaciones de cronograma), así como fluctuaciones cambiarias que afectarán el precio de los materiales.
6. Finalmente, se sugiere integrar el modelo propuesto en sistemas de gestión empresarial (ERP, WMS o gestión de proyectos), permitiendo automatizar las decisiones de compra, mejorar la trazabilidad y asegurar la sincronización entre el aprovisionamiento y la ejecución.

## REFERENCIAS

- [1] International Energy Agency, Global Energy Review 2025: Natural Gas. Paris, France: IEA, 2025. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2025>
- [2] International Energy Agency, Gas Market Report Q3 2024. Paris, France: IEA, 2024. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/gas-market-report-q3-2024>
- [3] Osinergmin, Boletín Estadístico de Gas Natural: 2T 2024. Producción, Procesamiento, Transporte y Consumo de Gas Natural. Lima, Peru: División de Supervisión de Gas Natural, Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería, 2024. [Online]. Available: [https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro\\_documental/gas\\_natural/Documentos/Publicaciones/Osinergmin-boletin-estadistico-gas-natural-2024-II.pdf](https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/gas_natural/Documentos/Publicaciones/Osinergmin-boletin-estadistico-gas-natural-2024-II.pdf)
- [4] Asociación de Empresas Inmobiliarias del Perú (ASEI). Memoria Anual 2024. Lima, Perú: ASEI, 2025. [Online]. Disponible en: [https://online.fliphtml5.com/codip\\_pe/uyrg/#p=38](https://online.fliphtml5.com/codip_pe/uyrg/#p=38)
- [5] Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería (OSINERGMIN). Resolución de Consejo Directivo N° 065-2023-OS/CD: Precios Máximos del Servicio Integral de Instalación Interna de Gas Natural. Lima, Perú: OSINERGMIN, 2023. [Online]. Disponible en: <https://www.osinergmin.gob.pe/resoluciones/2023>
- [6] Cámara Peruana de la Construcción (CAPECO). Plan Estratégico del Sector Construcción 2025-2045: Vivienda y Desarrollo Urbano Sostenible. Lima, Perú: CAPECO, 2025. [En línea]. Disponible en: <https://www.capeco.org/publicaciones>
- [7] G. G. Cerrato Lainez and A. M. Rodríguez Muñoz, "Design of a dynamic tool to improve inventory control and classification," in Proc. 22nd LACCEI Int. Multi-Conf. Eng., Educ., Technol., 2024. doi: 10.18687/LACCEI2024.1.1.1724
- [8] Y. A. Román-Torres, W. J. Atoche Díaz, and V. D. Farro-Díaz, "Mejora de la cadena de suministro de una empresa maderera usando programación lineal," in Proc. 23rd LACCEI Int. Multi-Conf. Eng., Educ., Technol., 2025. doi: 10.18687/LACCEI2025.1.1.1347
- [9] M. Moya Navarro and J. M. Ugalde Rodríguez, "Determination of the collaborative optimal lot size for product replenishment in a supermarket chain using dynamic programming algorithms," in Proc. 23rd LACCEI Int. Multi-Conf. Eng., Educ., Technol., 2025. doi: 10.18687/LACCEI2025.1.1.1786
- [10] R. Bellman, Dynamic Programming. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1957. [Online]. Available: <https://gwern.net/doc/statistics/decision/1957-bellman-dynamicprogramming.pdf>
- [11] F. S. Hillier and G. J. Lieberman, Introducción a la Investigación de Operaciones, 9th ed. Mexico City, Mexico: McGraw-Hill, 2015.
- [12] F. Mafakheri, M. Breton, and A. Ghoniem, "Supplier selection-order allocation: A two-stage multiple criteria dynamic programming approach," Int. J. Prod. Econ., vol. 132, no. 1, pp. 52-57, 2011. doi: 10.1016/j.ijpe.2011.03.005
- [13] Y. Adulyasak, J. F. Cordeau, and R. Jans, "The production routing problem: A review of formulations and solution algorithms," Comput. Oper. Res., vol. 55, pp. 141-152, Mar. 2015. doi: 10.1016/j.cor.2014.01.011
- [14] P. Ghadimi, C. Wang, and M. K. Lim, "Sustainable supply chain modeling and analysis: Past debate, present problems and future challenges," Resour. Conserv. Recycl., vol. 140, pp. 72-84, Jan. 2019. doi: 10.1016/j.resconrec.2018.09.005
- [15] H. Kaur and S. P. Singh, "Sustainable procurement and logistics for disaster resilient supply chain," Ann. Oper. Res., vol. 283, no. 1-2, pp. 309-354, Dec. 2019. doi: 10.1007/s10479-016-2374-2
- [16] R. Hernández Sampieri and C. P. Mendoza Torres, Metodología de la Investigación: Las Rutas Cuantitativa, Cualitativa y Mixta, 1st ed. Mexico City, Mexico: McGraw-Hill Education, 2018.
- [17] M. Rojas and L. Mendoza, "Modelado de riesgos mediante cadenas de Markov en la cadena de suministro," Revista de Ingeniería y Logística, vol. 12, no. 1, pp. 45-58, 2020.
- [18] A. Diabat, K. Govindan, and V. V. Panicker, "Supply chain risk management and its mitigation in a food industry," Int. J. Prod. Res., vol. 50, no. 11, pp. 3039-3050, Jun. 2012. doi: 10.1080/00207543.2011.588619
- [19] R. Y. Rubinstein and D. P. Kroese, Simulation and the Monte Carlo Method, 3rd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2016. doi: 10.1002/9781118631980
- [20] J. Collantes and R. Liza, "Aplicación de la programación dinámica en la optimización de procesos logísticos," Tesis de grado, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional, 2020.