

UNIVERSIDAD PRIVADA LÍDER PERUANA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS E
INFORMÁTICA



UNIVERSIDAD
LÍDER PERUANA

Tesis

Algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio y su
impacto en la eficiencia operativa en una empresa de servicios en
Cusco, 2025

Para obtener título de Ingeniero de Sistemas

Autores:

Brandy Rivera Sucso
Jaime Álvarez Delgado

Asesor:

Dr. Jeronimo Soria Mormontoy

Santa Ana, La Convención, Cusco
2026

Título

“Algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio y su impacto en la eficiencia operativa en una empresa de servicios en Cusco, 2025”

Línea de investigación

Sistemas y tecnologías de la información.

Reporte de similitud

grupo 131.docx

INFORME DE ORIGINALIDAD

18 %	17 %	4 %	8 %
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.ulp.edu.pe Fuente de Internet	1 %
2	www.coursehero.com Fuente de Internet	1 %
3	repositorio.unsaac.edu.pe Fuente de Internet	1 %
4	repositorio.autonomadeica.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
5	repositorio.udh.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
6	Submitted to Universidad Tecnologica del Peru Trabajo del estudiante	<1 %
7	hdl.handle.net Fuente de Internet	<1 %
8	repositorio.continental.edu.pe Fuente de Internet	<1 %
9	repositorio.uncp.edu.pe	

Hoja de firma de jurados

UNIVERSIDAD PRIVADA LIDER PERUANA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERIA DE SISTEMAS



UNIVERSIDAD
LÍDER PERUANA

TESIS

“Algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio y su impacto en la eficiencia operativa en una empresa de servicios en Cusco, 2025”

Presentado por **Rivera Sucso Brandy y Alvarez Delgado Jaime**, para optar el Título de Ingeniero de Sistemas e Informática

Presidente:

Dr. Edgar Quispe Ccapacca

Primer Miembro:

Mg. Moises Gustavo García Jimenez

Segundo Miembro:

Mg. Raul Huillca Huallparimachi

Asesor (es):

Dr. Jeronimo Soria Mormontoy

DEDICATORIA

Se dedicó el presente trabajo a todas aquellas personas que, a lo largo del proceso formativo, contribuyeron con su enseñanza, orientación y apoyo, dejando aprendizajes valiosos que hicieron posible la culminación de esta etapa académica.

AGRADECIMIENTOS

Se expresó un sincero agradecimiento a todas las personas que, a lo largo del proceso, brindaron su apoyo, orientación y acompañamiento, contribuyendo de manera significativa al desarrollo y culminación de la presente investigación.

Índice de figuras

Figura 1 Caso de uso 1: Registro de órdenes de servicio.	32
Figura 2 Caso de uso 2: Importación de datos.	32
Figura 3 Caso de uso 3: Ejecución del algoritmo.....	33
Figura 4 Caso de uso 4: Priorización de órdenes	33
Figura 5 Caso de uso 6: Actualización de estado	34
Figura 6 Estructura de datos.	35
Figura 7 Distribución del tiempo de asignación por periodo	40
Figura 8 Distribución del tiempo de resolución por periodo.....	41
Figura 9 Distribución del costo por periodo.....	41
Figura 10 Pruebas de normalidad de las variables analizadas.....	42
Figura 11 Prueba de Mann-Whitney para tiempo de asignación.	43
Figura 12 Prueba de Mann-Whitney para tiempo de resolución.....	43
Figura 13 Prueba de Mann-Whitney para costo.	44
Figura 14 Tabla cruzada del cumplimiento de SLA por periodo.	44
Figura 15 Prueba de Chi-cuadrado para cumplimiento de SLA.....	45
Figura 16 Correlación de Spearman entre variables del sistema.....	46

INDICE

DEDICATORIA	v
AGRADECIMIENTOS	vi
Índice de figuras	vii
Introducción.....	Error! Bookmark not defined.
CAPÍTULO I. Planteamiento del problema.....	1
1.1 Antecedentes del problema.....	1
1.2 Formulación del problema.....	6
1.2.1 Problema general	6
1.2.2 Problemas específicos.....	6
1.3 Objetivo de investigación	6
1.3.1 Objetivo general	7
1.3.2 Objetivos específicos.....	7
1.4 Formulación de hipótesis.....	7
1.4.1 Hipótesis general	7
1.4.2 Hipótesis específicas.....	8
1.5 Justificación de la investigación.....	9
1.5.1 Justificación teórica	9
1.5.2 Justificación práctica	9
1.5.3 Justificación de implicancia social	10
1.5.4 Justificación Metodológica.....	10
1.6 Delimitaciones de la investigación.....	11
1.6.1 Espacial.....	11
1.6.2 Temporal.....	11
1.6.3 Teórico.....	11
1.6.4 Delimitación metodológica	11
CAPÍTULO II. Marco teórico	12
2.1 Antecedentes de la investigación.....	12
2.1.1 Antecedentes internacionales	12
2.1.2 Antecedentes nacionales.....	14
2.2 Marco Teórico	17
2.2.1 Mapeo del cuerpo del conocimiento.....	17

2.2.2	Teoría de la optimización combinatoria y su relación con la asignación de tareas	17
2.2.3	Teoría de los algoritmos evolutivos como fundamento del método de optimización	18
2.2.4	Teoría de la eficiencia operativa en empresas de servicios	20
2.2.5	Framework teórico elegido: la relación entre optimización algorítmica y eficiencia operativa.....	21
2.2.6	Operacionalización de variables.....	23
2.3	Marco conceptual	24
2.3.1	Definición conceptual y operativa de las variables	24
2.3.2	Dimensiones de las variables y autores que las proponen.....	25
CAPÍTULO III. Metodología de la investigación		27
3.1	Tipo de investigación	27
3.2	Enfoque de la investigación.....	27
3.3	Diseño de la investigación.....	27
3.4	Alcance de la investigación	28
3.5	3.5 Población y muestra	28
3.5.1	Población	28
3.5.2	Muestra	29
3.6	Técnica e instrumento.....	29
3.6.1	Técnica.....	29
3.6.2	Instrumento	30
CAPÍTULO IV. ARQUITECTURA DEL SISTEMA		31
4.1	Descripción general del sistema	31
4.2	Enfoque del algoritmo dentro del sistema	31
4.3	Actores del sistema.....	31
4.4	Casos de uso del sistema	32
4.4.1	Caso de uso 1: Registro de órdenes de servicio.....	32
4.4.2	Caso de uso 2: Importación de datos	32
4.4.3	Caso de uso 3: Ejecución del algoritmo	32
4.4.4	Caso de uso 4: Priorización de órdenes	33
4.4.5	Caso de uso 6: Actualización de estado.....	33
4.5	Modelo de datos	34

4.6	Lógica del algoritmo.....	38
4.7	Flujo general del algoritmo	38
4.8	Rol del entorno de implementación.....	38
4.9	Relación con la investigación.....	39
4.10	Indicadores evaluados.....	39
4.11	Importancia del algoritmo en la validación	39
CAPÍTULO V. RESULTADOS		40
5.1	Presentación de resultados.....	40
5.2	Discusión de resultados	46
5.2.1	Contrastación de hipótesis.....	47
CONCLUSIONES		48
RECOMENDACIONES		50
Referencias bibliográficas.....		52
ANEXOS		54

Resumen

Esta investigación evaluó el impacto de la implementación de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio en la eficiencia operativa de una empresa de servicios en Cusco durante el año 2025. El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, de tipo aplicado, no experimental y de diseño longitudinal comparativo (pretest-posttest), analizando una muestra censal de 240 registros operativos divididos equitativamente en dos periodos (120 órdenes PRE y 120 órdenes POST). La recolección de datos se realizó mediante el análisis de registros del sistema de gestión y el procesamiento estadístico se efectuó en SPSS empleando las pruebas no paramétricas de Mann-Whitney, Chi-cuadrado y la correlación de Spearman.

Los resultados demostraron una mejora estadísticamente significativa en el desempeño operativo tras la implementación del algoritmo. El tiempo promedio de asignación se redujo en aproximadamente un 74%, pasando de 2243.91 a 571.47 unidades de tiempo ($p < 0.001$), mientras que el tiempo total de resolución disminuyó un 57%, de 10001.96 a 4262.74 unidades de tiempo ($p < 0.001$). Asimismo, el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (SLA) incrementó del 4.17% (5 órdenes) al 97.5% (117 órdenes) ($p < 0.001$). No se encontraron diferencias significativas en los costos operativos ($p = 0.097$), confirmando que el impacto principal del algoritmo radica en la gestión temporal.

Se concluye que el algoritmo de optimización incrementa significativamente la eficiencia operativa al acelerar los procesos de asignación y resolución, garantizando un cumplimiento casi total de las metas de servicio.

Palabras clave: Algoritmo de optimización, Eficiencia operativa, Órdenes de servicio, Acuerdos de nivel de servicio (SLA), Gestión de operaciones

Abstract

This research evaluated the impact of implementing an optimization algorithm for service order assignment on the operational efficiency of a service company in Cusco during the year 2025. The study adopted a quantitative, applied, non-experimental approach with a comparative longitudinal design (pretest-posttest), analyzing a census sample of 240 operational records divided equally into two periods (120 PRE orders and 120 POST orders). Data collection was carried out through the analysis of management system records, and statistical processing was performed using SPSS, employing non-parametric tests such as Mann-Whitney, Chi-square, and Spearman's correlation.

The results demonstrated a statistically significant improvement in operational performance following the algorithm's implementation. The average assignment time was reduced by approximately 74%, dropping from 2243.91 to 571.47 time units ($p < 0.001$), while the total resolution time decreased by 57%, from 10001.96 to 4262.74 time units ($p < 0.001$). Likewise, Service Level Agreement (SLA) compliance increased from 4.17% (5 orders) to 97.5% (117 orders) ($p < 0.001$). No significant differences were found in operational costs ($p = 0.097$), confirming that the primary impact of the algorithm lies in time management.

It is concluded that the optimization algorithm significantly increases operational efficiency by accelerating assignment and resolution processes, guaranteeing near-total fulfillment of service goals.

Keywords: Optimization algorithm, Operational efficiency, Service orders, Service Level Agreements (SLA), Operations management

CAPÍTULO I. Planteamiento del problema

1.1 Antecedentes del problema

La gestión eficiente de las operaciones se consolidó, en la segunda década del siglo XXI, como uno de los factores más determinantes para la competitividad empresarial a escala global. En ese contexto, la administración de órdenes de servicio — entendida como el conjunto de procesos mediante los cuales una organización recibe, prioriza, asigna y ejecuta las solicitudes de atención de sus clientes— adquirió especial relevancia en el sector de servicios. El mercado global de gestión de servicios de campo (Field Service Management, FSM) se estimó en USD 4,94 mil millones en 2024 y se proyectó que alcanzaría USD 8,59 mil millones para 2029, con una tasa de crecimiento anual compuesta del 11,70%. Mordor Intelligence Estos datos revelaron que la demanda mundial por soluciones de coordinación operativa creció de manera sostenida, impulsada por la creciente complejidad de las cadenas de entrega de servicios y la presión que ejercieron los clientes por respuestas más rápidas y precisas. La literatura especializada documentó que el uso de algoritmos de optimización en la asignación de recursos constituyó uno de los enfoques más prometedores para enfrentar esta complejidad, al combinar herramientas de programación matemática, inteligencia artificial y análisis de datos en tiempo real. A nivel mundial, la adopción de tecnologías avanzadas para la gestión de operaciones de campo transformó radicalmente la manera en que las empresas de servicios coordinaron su fuerza de trabajo. Las soluciones de gestión de servicios de campo impulsadas por inteligencia artificial permitieron analizar datos históricos para pronosticar la demanda, optimizar la programación y la planificación de rutas, mientras que los algoritmos de aprendizaje automático contribuyeron a identificar patrones en las solicitudes de servicio y a asignar recursos de manera más efectiva. Verified Market Reports Estas innovaciones no respondieron simplemente a imperativos tecnológicos, sino a problemas operativos concretos: retrasos en la atención, subutilización de personal técnico, desplazamientos ineficientes y una creciente brecha entre la demanda de servicios y la capacidad de respuesta de las organizaciones. Estudios aplicados demostraron que la optimización de procesos mediante enfoques estructurados permitió reducir el número promedio de días para completar una orden de trabajo de 24,1 días a 15,6 días, lo que reflejó una mejora significativa en la coordinación y los flujos de trabajo

operativos. KAIZEN LAB Estos hallazgos confirmaron que la ineficiencia en la gestión de órdenes de servicio representó no solo un problema de productividad, sino también un riesgo para la sostenibilidad financiera y reputacional de las organizaciones. En América Latina, la problemática adquirió dimensiones particulares debido a la coexistencia de una creciente demanda de servicios con estructuras operativas aún incipientes en términos de digitalización. El mercado de la transformación digital en América Latina alcanzó USD 53,40 millones en 2024, con proyecciones de llegar a USD 257,49 millones para 2033, exhibiendo una tasa de crecimiento del 17,70% durante el período 2025-2033. IMARC Sin embargo, este dinamismo convivió con profundas brechas en la adopción tecnológica entre sectores y tipos de empresa. Según un estudio elaborado por Madurez Digital, el desarrollo digital de las empresas en Latinoamérica presentó una madurez aproximada de 61 puntos en una escala de 100, y el 99% del total de las empresas de la región pertenecieron al grupo de pequeñas y medianas empresas, las cuales generaron empleo al 67% de los trabajadores. SEAS Esta realidad implicó que la mayoría de las organizaciones prestadoras de servicios en la región operaron con procesos manuales o semi-digitalizados de asignación de órdenes, sin acceso a herramientas algorítmicas de optimización, lo que derivó en decisiones operativas basadas en criterios subjetivos y en pérdidas sistemáticas de eficiencia. En el caso del Perú, el sector servicios se consolidó como el eje central de la estructura productiva nacional. La actividad económica predominante en el país recayó sobre el sector servicios, seguido por el sector primario de la economía, el cual representó el 16,3% del Producto Bruto Interno. Mainel El dinamismo del sector fue verificable en los datos del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI): en el primer trimestre de 2024, el sector servicios prestados a empresas avanzó 2,79% respecto al mismo período de 2023, y en marzo de ese año el crecimiento alcanzó el 3,54%. INEI Este crecimiento supuso una mayor complejidad en la gestión operativa de las empresas prestadoras, toda vez que el incremento del volumen de solicitudes de atención no fue acompañado, en la mayoría de los casos, por sistemas de asignación más eficientes. La informalidad y la limitada adopción de herramientas digitales de gestión caracterizaron a un amplio segmento del sector, especialmente en las regiones del interior del país. La región Cusco constituyó un escenario particularmente relevante para estudiar estas problemáticas. Según el INEI, la economía de la región Cusco presentó durante el año 2023 un crecimiento de 3,7%, influenciado por sectores

como minería e hidrocarburos, administración pública, transporte y almacenamiento, comercio y otros servicios. Gobierno del Perú El sector servicios en Cusco se articuló en torno a una cadena amplia de actividades vinculadas al turismo, el comercio, el mantenimiento técnico y los servicios profesionales. El turismo representó el 27% de la Población Económicamente Activa de la región Cusco, generando empleo en varias actividades que integraron la cadena del servicio turístico, en donde participaron artesanos, guías, porteadores, restaurantes, hoteles y transportistas, entre otros. Camaracusco Esta intensa actividad de servicios generó una demanda continua de órdenes de atención técnica, mantenimiento, instalación y soporte, cuya asignación eficiente se convirtió en un factor crítico para la competitividad de las empresas del sector. Sin embargo, las empresas de servicios en Cusco manifestaron síntomas evidentes de ineficiencia operativa vinculada a la asignación de órdenes de trabajo. Entre los síntomas más recurrentes se identificaron: tiempos de respuesta prolongados respecto a los estándares del sector, alta incidencia de retrasos en la atención de solicitudes, sobrecargas de trabajo en ciertos técnicos o cuadrillas mientras otros permanecían subutilizados, y ausencia de mecanismos de priorización basados en criterios objetivos como urgencia, proximidad geográfica, disponibilidad de recursos o historial de servicio. Estos síntomas se tradujeron en insatisfacción del cliente, pérdida de contratos y deterioro de la rentabilidad operativa. La optimización de procesos en el sector servicios no fue únicamente una cuestión de eficiencia, sino también de satisfacción del cliente, pues en entornos competitivos las empresas debían ofrecer resultados rápidos, precisos y de alta calidad, y la optimización permitió reducir costos, minimizar errores y maximizar la productividad, impactando directamente en la rentabilidad. Mundo Posgrado Las causas estructurales de esta problemática fueron múltiples y se interrelacionaron de manera compleja. En primer lugar, la asignación de órdenes de servicio en empresas de la región se realizó predominantemente de manera manual o a través de hojas de cálculo, sin el soporte de modelos matemáticos que permitieran considerar simultáneamente variables como la carga de trabajo del personal, las habilidades técnicas requeridas, la distribución geográfica de las solicitudes y los acuerdos de nivel de servicio comprometidos con los clientes. En segundo lugar, la ausencia de sistemas de información integrados impidió que los responsables operativos contaran con visibilidad en tiempo real del estado de las órdenes y de la disponibilidad del personal. En tercer lugar, la gestión de cambios

imprevistos —cancelaciones, emergencias, variaciones en la carga de trabajo— se resolvió de manera reactiva y discrecional, sin protocolos algorítmicos que permitieran reasignaciones eficientes. Una gestión adecuada de componentes como la optimización de tiempos de desplazamiento, el cumplimiento de acuerdos de nivel de servicio, los ajustes en tiempo real y las preferencias del cliente mejoró las tasas de éxito en la primera intervención, incrementó la productividad y elevó la satisfacción. OverIT

Desde el punto de vista teórico y conceptual, el fenómeno organizacional de interés se enmarcó en la confluencia de tres campos del conocimiento: la investigación de operaciones, la gestión de operaciones de campo y la eficiencia operativa. La investigación de operaciones aportó los fundamentos matemáticos para la formulación de modelos de asignación, incluyendo algoritmos de programación lineal entera, heurísticas combinatorias como el algoritmo genético o la búsqueda tabú, y metaheurísticas de optimización que permitieron abordar problemas de elevada complejidad computacional. La gestión de operaciones de campo, por su parte, proporcionó el marco conceptual específico para el análisis de los procesos de despacho, programación y seguimiento de técnicos o equipos de trabajo en entornos dinámicos. La eficiencia operativa, entendida como la metodología empresarial orientada a la máxima productividad y la optimización de los recursos disponibles con el objetivo de generar la mayor rentabilidad posible a una organización, tanto en términos financieros como productivos, Teambook constituyó la variable de resultado sobre la que el algoritmo de asignación ejercería su efecto. La articulación de estos tres campos permitió construir un modelo analítico que situó al algoritmo de optimización como variable independiente y a la eficiencia operativa como variable dependiente. A pesar de la relevancia teórica y práctica del problema, existió una brecha significativa en el conocimiento disponible sobre cómo la implementación de algoritmos de optimización en contextos empresariales del interior del Perú —particularmente en ciudades intermedias como Cusco— impactó sobre indicadores concretos de eficiencia operativa. La mayoría de los estudios sobre esta temática se desarrollaron en contextos empresariales de economías avanzadas o en grandes metrópolis latinoamericanas, donde las condiciones de infraestructura digital, conectividad y madurez organizacional difirieron sustancialmente de las presentes en regiones como Cusco. Esta brecha analítica generó la necesidad de construir un marco de referencia adaptado a las particularidades del contexto regional, que permitiera no solo verificar empíricamente el efecto del

algoritmo sobre la eficiencia, sino también identificar las condiciones organizacionales que mediaron dicho efecto. La capacidad de medir y analizar el rendimiento a través de métricas clave como los tiempos de respuesta, las tasas de resolución en primera visita y la productividad del técnico resultó crucial para mantener altos estándares de servicio y lograr los objetivos comerciales. Verified Market Reports El pronóstico de la situación, de no revertirse el patrón de asignación manual e ineficiente de órdenes de servicio, apuntó hacia una profundización de las brechas competitivas entre las empresas de servicios de Cusco y sus pares en mercados más desarrollados. En el mediano plazo — horizonte de tres a cinco años—, la creciente penetración de plataformas digitales de gestión de campo y la adopción de soluciones basadas en inteligencia artificial por parte de empresas nacionales y transnacionales competidoras derivarían en una pérdida progresiva de participación de mercado por parte de aquellas organizaciones que continuaran operando sin sistemas de optimización. La necesidad de maximizar la producción mientras se minimizaban los costos impulsó a muchas empresas a adoptar nuevas estrategias, y las búsquedas y menciones sobre eficiencia operativa alcanzaron niveles récord, reflejando un cambio significativo hacia la optimización de recursos y la inversión en tecnología avanzada. Revista Emprende Adicionalmente, el entorno competitivo en Cusco se tornó más exigente en función del crecimiento de la actividad turística y los servicios conexos, lo que incrementó las expectativas de los clientes respecto a tiempos de atención, confiabilidad y calidad del servicio. El control del pronóstico descansó en la viabilidad de implementar algoritmos de optimización adaptados a las condiciones específicas del sector servicios en Cusco. La automatización y optimización de la planificación mediante el uso de datos en tiempo real permitió garantizar una asignación eficiente de los recursos, minimizando el tiempo de desplazamiento y cumpliendo los acuerdos de nivel de servicio, al tiempo que posibilitó evaluar el impacto de la optimización sobre la duración de los desplazamientos y la utilización de los recursos. Salesforce La generación de conocimiento científico sobre el impacto de estas herramientas en contextos organizacionales regionales —como el que propuso la presente investigación— constituyó un paso indispensable para dotar a los gestores de evidencia empírica que sustentara decisiones de inversión tecnológica. Asimismo, el fortalecimiento de capacidades en materia de investigación de operaciones aplicada al sector servicios en universidades y centros de formación de la región

representó un mecanismo de control estructural que podría reducir la brecha de adopción tecnológica en el largo plazo. De todo lo anterior se desprende que la relación entre algoritmos de optimización y eficiencia operativa en el sector de servicios en Cusco fue un campo de estudio con alta vigencia, trascendencia e importancia, cuya exploración sistemática contribuiría al desarrollo del conocimiento aplicado en gestión de operaciones para contextos organizacionales regionales. La articulación conceptual entre la investigación de operaciones, la gestión de servicios de campo y la eficiencia operativa demandó la construcción de un marco analítico robusto que permitiera profundizar en la naturaleza de la relación entre las variables, establecer métricas adecuadas para su medición y formular recomendaciones aplicables al sector.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

¿De qué manera el diseño de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio impacta en la eficiencia operativa de las empresas de servicios en Cusco, 2025?

1.2.2 Problemas específicos

- ¿De qué manera la implementación del algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio influye en el tiempo de atención de las solicitudes en la empresa de servicios en Cusco, 2025?
- ¿Cuál es la relación entre la asignación optimizada de órdenes de servicio y el nivel de utilización de los recursos técnicos disponibles en la empresa de servicios?
- ¿En qué medida la aplicación del algoritmo de optimización contribuye al cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (SLA) en la atención de órdenes?
- ¿Existen diferencias significativas en la eficiencia operativa antes y después de la implementación del algoritmo de optimización en la empresa de servicios en Cusco?

1.3 Objetivo de investigación

1.3.1 Objetivo general

Determinar el impacto de la implementación de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio en la eficiencia operativa de una empresa de servicios en Cusco durante el año 2025, mediante el análisis de indicadores de desempeño operativo.

1.3.2 Objetivos específicos

- Analizar la influencia del algoritmo de optimización en el tiempo de atención de las órdenes de servicio en la empresa de servicios en Cusco.
- Evaluar la relación entre la asignación optimizada de órdenes de servicio y el nivel de utilización de los recursos técnicos disponibles.
- Determinar el efecto del algoritmo de optimización en el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (SLA) en la atención de órdenes.
- Comparar los niveles de eficiencia operativa antes y después de la implementación del algoritmo de optimización en la empresa de servicios.

1.4 Formulación de hipótesis

1.4.1 Hipótesis general

La implementación de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio mejoró significativamente la eficiencia operativa en una empresa de servicios en Cusco durante el año 2025.

Hipótesis nula (H0):

La implementación del algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio no mejoró significativamente la eficiencia operativa en una empresa de servicios en Cusco.

Hipótesis alternativa (H1):

La implementación del algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio mejoró significativamente la eficiencia operativa en una empresa de servicios en Cusco.

1.4.2 Hipótesis específicas

1.4.2.1 Hipótesis específica 1

La implementación del algoritmo de optimización se relacionó significativamente con la reducción del tiempo de atención de las órdenes de servicio.

- **H0:** No existió relación significativa entre el algoritmo de optimización y el tiempo de atención.
- **H1:** Existió relación significativa entre el algoritmo de optimización y la reducción del tiempo de atención.

1.4.2.2 Hipótesis específica 2

La asignación optimizada de órdenes de servicio se relacionó significativamente con el nivel de utilización de los recursos técnicos.

- **H0:** No existió relación significativa entre la asignación optimizada y la utilización de recursos.
- **H1:** Existió relación significativa entre la asignación optimizada y la utilización de recursos.

1.4.2.3 Hipótesis específica 3

La implementación del algoritmo de optimización se relacionó significativamente con el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (SLA).

- **H0:** No existió relación significativa entre el algoritmo y el cumplimiento de los SLA.
- **H1:** Existió relación significativa entre el algoritmo y el cumplimiento de los SLA.

1.4.2.4 Hipótesis específica 4

Existen diferencias significativas en la eficiencia operativa antes y después de la implementación del algoritmo de optimización.

- **H0:** No existen diferencias significativas entre ambos periodos.
- **H1:** Existen diferencias significativas entre ambos periodos.

1.5 Justificación de la investigación

1.5.1 Justificación teórica

La presente investigación se sustentó en la necesidad de fortalecer el conocimiento existente sobre la aplicación de algoritmos de optimización en la asignación de órdenes de servicio dentro de entornos organizacionales. En ese sentido, se identificó una limitada integración entre los modelos de optimización de la investigación de operaciones y su aplicación en la gestión operativa de empresas de servicios, particularmente en contextos regionales como el Cusco.

Asimismo, la literatura científica ha abordado de manera independiente los problemas de asignación de recursos, programación de tareas y eficiencia operativa, sin profundizar en su articulación dentro de modelos aplicados que permitan optimizar procesos de atención en tiempo real. En consecuencia, se evidenció una brecha teórica en la comprensión de cómo los algoritmos de optimización influyen directamente en la mejora de indicadores operativos en empresas de servicios.

Por tanto, el estudio contribuyó al desarrollo teórico al integrar los enfoques de optimización combinatoria, algoritmos evolutivos y gestión de operaciones, permitiendo explicar la relación entre la asignación eficiente de órdenes y la mejora de la eficiencia operativa. De este modo, se generó un marco conceptual aplicable a contextos similares donde se requiera optimizar recursos mediante herramientas matemáticas y computacionales.

1.5.2 Justificación práctica

Desde el punto de vista práctico, la investigación respondió a la necesidad de mejorar la eficiencia operativa en una empresa de servicios en Cusco, donde se identificaron deficiencias en la asignación de órdenes de servicio, tales como retrasos en la atención, distribución inadecuada de la carga de trabajo y baja utilización de recursos técnicos.

En ese contexto, la implementación de un algoritmo de optimización permitió mejorar el proceso de asignación de órdenes, considerando variables como disponibilidad de recursos, prioridad de atención y tiempos de respuesta. Como resultado, se logró

reducir los tiempos de atención, optimizar la utilización del personal técnico y mejorar el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio.

De este modo, la solución propuesta no solo contribuyó a mejorar el desempeño operativo de la empresa, sino que también proporcionó una herramienta replicable que puede ser aplicada en otras organizaciones del sector servicios que enfrenten problemáticas similares.

1.5.3 Justificación de implicancia social

Desde la perspectiva social, la investigación contribuyó a mejorar la calidad del servicio brindado a los usuarios, al reducir los tiempos de atención y optimizar la asignación de recursos en la prestación de servicios. Esto permitió una mayor eficiencia en la resolución de solicitudes, generando un impacto positivo en la satisfacción del cliente.

Asimismo, la implementación de algoritmos de optimización promovió el uso de tecnologías avanzadas en la gestión operativa, fortaleciendo los procesos de transformación digital en las organizaciones del sector servicios. En consecuencia, el estudio aportó al desarrollo empresarial y al uso eficiente de los recursos, beneficiando tanto a las organizaciones como a la sociedad en general.

1.5.4 Justificación Metodológica

Desde el enfoque metodológico, la investigación se sustentó en el uso de técnicas cuantitativas para el análisis de la relación entre el algoritmo de optimización y la eficiencia operativa. Se emplearon indicadores operativos medibles, tales como el tiempo de atención, el nivel de utilización de recursos y el cumplimiento de acuerdos de servicio.

Asimismo, se utilizaron datos reales provenientes de la operación de la empresa, lo cual permitió realizar un análisis objetivo basado en evidencia empírica. Para la contrastación de hipótesis, se aplicaron pruebas estadísticas adecuadas al tipo de datos, garantizando la validez y confiabilidad de los resultados obtenidos.

En consecuencia, el enfoque metodológico adoptado permitió evaluar de manera rigurosa el impacto del algoritmo de optimización en la eficiencia operativa, asegurando la solidez científica de la investigación.

1.6 Delimitaciones de la investigación

1.6.1 Espacial

La investigación se desarrolló en una empresa de servicios ubicada en la región Cusco, Perú, considerando específicamente las áreas responsables de la gestión y asignación de órdenes de servicio, donde se implementó el algoritmo de optimización propuesto.

1.6.2 Temporal

El estudio se llevó a cabo durante el año 2025, considerando un periodo de análisis que incluyó datos operativos previos y posteriores a la implementación del algoritmo de optimización, lo cual permitió realizar comparaciones en los niveles de eficiencia operativa.

1.6.3 Teórico

La investigación se sustentó en los enfoques de la investigación de operaciones, la optimización combinatoria y la gestión de operaciones de servicios. En particular, se consideraron modelos de asignación de recursos, algoritmos de optimización (especialmente algoritmos evolutivos) y teorías de eficiencia operativa. No se abordaron otros enfoques como modelos puramente cualitativos de gestión organizacional ni sistemas basados exclusivamente en clasificación o aprendizaje supervisado sin componente de optimización.

1.6.4 Delimitación metodológica

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo de tipo no experimental, centrado en el análisis de datos operativos reales. La evaluación del impacto del algoritmo se realizó mediante indicadores de eficiencia operativa y pruebas estadísticas inferenciales. No se incluyeron métodos cualitativos como entrevistas o análisis etnográfico, ni diseños experimentales con control total de variables.

CAPÍTULO II. Marco teórico

2.1 Antecedentes de la investigación

2.1.1 Antecedentes internacionales

Wu et al. (2023), en la revista *Applied Sciences*, propusieron un modelo dinámico de asignación de recursos para el mantenimiento de equipos en entornos de manufactura en la nube. El estudio introdujo el modelo E-CARGO basado en colaboración por roles para formalizar las actividades de programación de recursos de mantenimiento, un modelo de precios dinámicos con curva de simetría central para gestionar la conversión flexible entre tiempo, costo y calidad del servicio, y el concepto de satisfacción de la lógica difusa para equilibrar las necesidades de los usuarios con los beneficios de la plataforma. Para resolver el problema de programación, se empleó un algoritmo genético mejorado. Los resultados experimentales demostraron que el esquema de asignación obtenido resultó factible y efectivo, y que el modelo de precios propuesto fue razonable para maximizar los beneficios de la plataforma bajo restricciones simultáneas de tiempo, costo y calidad. El estudio aportó a la presente investigación al demostrar que los algoritmos genéticos constituyen herramientas adecuadas para resolver el problema central de asignar eficientemente recursos a órdenes de servicio de mantenimiento, que es precisamente el problema que se abordó en el contexto de las empresas de servicios en Cusco.

Chu et al. (2023), en la revista *Complex & Intelligent Systems*, examinaron cómo una plataforma de entrega de alimentos en línea podría mejorar el rendimiento de sus servicios de última milla mediante el uso de datos provenientes de múltiples fuentes. El tiempo de entrega fue identificado como un factor crítico e incierto, que representó el principal desafío tanto en la asignación de órdenes como en el servicio de ruteo. Para abordarlo, los autores propusieron un enfoque de optimización basado en datos que combinó técnicas de aprendizaje automático con optimización de ruteo vehicular con capacidad, adoptando un marco en el que el objetivo de predicción se construyó a partir del error de decisión en lugar del error de predicción convencional. El estudio además consideró el efecto mutuo entre la decisión de ruteo y el tiempo de entrega, y los resultados mostraron una mejora de aproximadamente el 5% frente a otros métodos

convencionales. Esta investigación aportó evidencia de que combinar aprendizaje automático con algoritmos de optimización combinatoria mejora de manera significativa la eficiencia en la asignación y el despacho de órdenes de servicio, lo cual resultó directamente aplicable al problema abordado en la presente investigación.

Rinaldi et al. (2024), en la revista *Smart Cities*, presentaron un marco evolutivo de optimización para resolver el problema de asignación de tareas de entrega urbana con flotas de vehículos aéreos no tripulados. El marco propuesto se basó en una lógica de codificación genética de doble cromosoma, cuyo objetivo consistió en encontrar asignaciones óptimas y factibles de tareas a vehículos cumpliendo simultáneamente con fechas límite de entrega, minimizando el consumo de energía, asignando tareas de recarga para garantizar la persistencia del servicio e incorporando rutas conscientes del riesgo. El algoritmo definió restricciones duras y blandas para poder abordar instancias exigentes del problema, con decenas de tareas de entrega con plazos temporales aleatorios. Los resultados fueron validados mediante simulaciones de Monte Carlo en dos escenarios realistas de la ciudad de Turín, Italia. Si bien el contexto tecnológico difirió del de las empresas de servicios terrestres, la contribución metodológica fue directamente pertinente para la presente investigación: el diseño de algoritmos genéticos con codificación de doble cromosoma para resolver problemas de asignación de tareas con múltiples restricciones simultáneas constituyó un fundamento técnico aplicable al algoritmo de optimización propuesto.

Alp et al. (2024), en la revista *Service Business*, realizaron una revisión sistemática de la literatura sobre la planificación y programación operativa de la entrega de servicios en Sistemas Producto-Servicio. Los autores analizaron 17 publicaciones y encontraron que la gran mayoría de los enfoques empleó métodos de optimización metaheurísticos para generar y optimizar planes de servicio, siendo las versiones modificadas del algoritmo genético y el recocido simulado las más frecuentes. Los casos de uso revisados abarcaron desde escenarios con cinco técnicos asignados a doce procesos de entrega hasta contextos con 177 técnicos con cuatro o cinco procesos asignados cada uno, este último diseñado a partir de datos del mundo real. La revisión identificó limitaciones importantes en los enfoques existentes y subrayó brechas de investigación no abordadas, enfatizando la necesidad de desarrollar sistemas de apoyo a

la decisión para la operación de servicios. Este antecedente resultó especialmente valioso porque sistematizó el estado del arte en la programación de técnicos y la asignación de tareas de servicio, confirmando tanto la vigencia del problema que abordó la presente investigación como la pertinencia de los algoritmos genéticos como herramienta de solución.

Zhou et al. (2025), en la revista *Informatica*, propusieron el marco de doble capa denominado TAPO (Transformer-Augmented Policy Optimization) para la optimización multi-objetivo de rutas en escenarios de entrega el mismo día con flotas híbridas compuestas por repartidores dedicados y colaborativos. La capa superior empleó un modelo Transformer integrado con un agente de aprendizaje por refuerzo profundo para procesar dependencias espacio-temporales de los datos de órdenes dinámicas y aprender políticas sofisticadas de despacho y decisión de retraso. La capa inferior utilizó algoritmos heurísticos eficientes para la optimización de rutas vehiculares estáticas y la asignación de órdenes cuando se elegía una acción de despacho. Los experimentos sobre instancias realistas demostraron que el marco TAPO logró una reducción promedio del costo total de entre el 5% y el 11% frente a una política miope, y entre el 3% y el 12% frente a una política basada en urgencia, mostrando además robustez ante variaciones en el volumen de órdenes. Esta investigación subrayó el potencial de los enfoques avanzados de inteligencia artificial para abordar la asignación dinámica y multi-objetivo de órdenes de servicio, constituyendo un referente de desarrollo tecnológico para la presente investigación.

2.1.2 Antecedentes nacionales

Puma Rimachi et al. (2024), en la Revista Científica Integración de la Universidad Andina del Cusco, evaluaron la relación entre la gestión empresarial y la competitividad de las Mypes del distrito de Sicuani, departamento de Cusco, durante el año 2023. Con un enfoque cuantitativo y diseño no experimental, los autores encuestaron a 354 Mypes de una población de 4,425 empresas activas, obteniendo coeficientes alfa de Cronbach de 0.880 y 0.827 para cada variable, lo que indicó alta confiabilidad de los instrumentos. Los resultados revelaron una correlación positiva significativa entre gestión empresarial y competitividad, con un coeficiente Tau_b de Kendall de 0.482. Asimismo, se encontró que los promedios de eficiencia en las dimensiones operativas fueron bajos: 54.2% en

planificación, 52.0% en organización, 49.7% en dirección y apenas 48.6% en control. Estos hallazgos resultaron directamente pertinentes para la presente investigación porque aportaron evidencia empírica cuantificada sobre las brechas de eficiencia operativa que caracterizaron a las empresas de servicios de la región Cusco, constituyendo así el diagnóstico territorial que justificó la necesidad de implementar una solución algorítmica de optimización en ese contexto específico.

Llontop et al. (2025), en la revista *Cogent Business & Management*, analizaron los factores que influyeron en el proceso de digitalización de las MYPES peruanas. El estudio determinó que la digitalización tuvo un impacto potencialmente positivo en la eficiencia operativa, la capacidad de respuesta al cliente y la toma de decisiones informadas en micro, pequeñas y medianas empresas del país. Sin embargo, los autores identificaron brechas significativas en la adopción de herramientas digitales: las restricciones financieras, la falta de habilidades digitales entre los usuarios y la resistencia al cambio resultaron los principales obstáculos, y apenas el 15% de las MYPES peruanas reportaron contar con iniciativas sistemáticas de transformación digital o automatización de procesos. El estudio también señaló que el nivel educativo de los gerentes, el grado de internacionalización y el tamaño de la empresa condicionaron la capacidad de digitalización. Este antecedente fue pertinente para la presente investigación porque documentó con precisión la brecha existente entre el potencial de la digitalización para mejorar la eficiencia operativa y su adopción efectiva en empresas peruanas, brecha que el algoritmo propuesto buscó contribuir a reducir.

Ramírez Huamani et al. (2023), en la Revista Científica *BIOTECH AND ENGINEERING* de la Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur, analizaron el uso de sistemas automatizados y su relación con la mejora de la productividad en empresas peruanas. A través de una revisión sistemática de la literatura, el estudio examinó diversas metodologías de automatización aplicadas a empresas de distintos sectores del país e identificó que la implementación de sistemas automatizados permitió optimizar tiempos, hacer las tareas más eficientes y mejorar la productividad organizacional. Los autores concluyeron que las empresas que adoptaron sistemas automatizados lograron mejoras medibles en sus procesos operativos, siendo la optimización de los tiempos de atención y la reducción de reprocesos los beneficios más frecuentemente documentados. Este

antecedente fue pertinente porque proporcionó evidencia empírica nacional sobre el impacto positivo de la automatización de procesos en la productividad de empresas peruanas, lo que sustentó el supuesto central de la presente investigación respecto a que la incorporación de un algoritmo de optimización puede mejorar la eficiencia operativa en empresas de servicios.

Melendrez et al. (2024), en la Revista Horizonte Empresarial de la Universidad Señor de Sipán, realizaron una revisión de literatura sobre la transformación digital en entidades públicas peruanas. Los autores identificaron que la automatización de tareas administrativas, la reducción de la burocracia y la implementación de plataformas digitales constituyeron los principales mecanismos mediante los cuales la transformación digital mejoró la eficiencia operativa en el sector público. Los hallazgos mostraron que modernizar los procesos internos mediante tecnologías digitales permitió acelerar la prestación de servicios, optimizar el uso de recursos y mejorar la experiencia de los usuarios finales, con impactos directos en la calidad de los servicios gubernamentales. Los autores también destacaron que avanzar en la digitalización requirió superar barreras culturales, organizativas y tecnológicas. Este antecedente fue pertinente para la presente investigación porque contextualizó la necesidad de optimización de procesos operativos en el ámbito de los servicios al Estado peruano, escenario en el que operan las empresas de servicios de Cusco sujetas a órdenes de servicio gubernamentales.

Quispe et al. (2024), en la revista SCIENDO de la Universidad Nacional de Trujillo, examinaron la gestión de procesos mediante la automatización para potenciar la eficiencia empresarial, a partir de una revisión sistemática con metodología PRISMA que seleccionó 65 artículos relevantes de diversas bases de datos. Los autores identificaron que tecnologías como los sistemas de gestión de procesos de negocio y los modelos de notación de procesos transformaron la automatización de tareas repetitivas en las organizaciones, permitiendo una gestión integral de los procesos y la optimización de la eficiencia operativa. El estudio concluyó que las empresas que adoptaron herramientas de gestión por procesos lograron no solo automatizar actividades sino también mejorar la trazabilidad, reducir errores y tomar decisiones basadas en datos en tiempo real. Este antecedente fue pertinente porque sustentó el enfoque algorítmico de la presente investigación: así como la gestión por procesos sistematiza y optimiza las operaciones

organizacionales, el algoritmo propuesto buscó sistematizar y optimizar específicamente el proceso de asignación de órdenes de servicio, aplicando principios equivalentes de eficiencia y control operativo en el contexto de las empresas de servicios de Cusco.

2.2 Marco Teórico

2.2.1 Mapeo del cuerpo del conocimiento

Para construir las bases teóricas de la presente investigación se empleó el método de mapeo sistemático del conocimiento, mediante el cual se identificaron, organizaron y vertebraron las principales corrientes teóricas, modelos conceptuales e investigaciones empíricas vinculadas a las dos variables centrales del estudio: el algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio y la eficiencia operativa. La vertebración del conocimiento permitió establecer relaciones jerárquicas entre los cuerpos teóricos fundamentales, los desarrollos intermedios y los aportes más recientes de la literatura, articulando un continuo que va desde los trabajos seminales en investigación de operaciones hasta las aplicaciones contemporáneas de inteligencia artificial en la gestión operativa de empresas de servicios.

El mapeo identificó tres núcleos teóricos principales: la teoría de optimización combinatoria, que sustentó el diseño del algoritmo; la teoría de la eficiencia operativa desde la perspectiva de los sistemas de producción y servicios; y la teoría de los algoritmos evolutivos, que constituyó el marco metodológico específico para el desarrollo de la solución propuesta. Alrededor de estos núcleos se vertebraron contribuciones provenientes de la gestión de operaciones, la investigación de operaciones, la inteligencia artificial y la administración de empresas de servicios.

2.2.2 Teoría de la optimización combinatoria y su relación con la asignación de tareas

La optimización combinatoria representó el cuerpo teórico fundacional sobre el que se apoyó la variable independiente de la presente investigación. Esta disciplina, cuyo desarrollo formal se situó en la segunda mitad del siglo XX, se ocupó del estudio de problemas en los que se buscó encontrar la mejor solución posible dentro de un conjunto finito de alternativas, sujeta a restricciones explícitas. Papadimitriou y Steiglitz (1982) sentaron las bases formales de la complejidad computacional en problemas de

optimización combinatoria, diferenciando entre problemas tratables y problemas NP-difíciles, categoría en la que se inscribió el problema de asignación de órdenes de servicio con múltiples restricciones simultáneas como disponibilidad de recursos, ventanas de tiempo y prioridad de tareas.

Dentro de la optimización combinatoria, el problema de asignación generalizada (Generalized Assignment Problem, GAP) constituyó el antecedente teórico más directo del problema abordado en esta investigación. Ross y Soland (1975) formularon el GAP como un problema de programación entera mixta en el que se buscó asignar un conjunto de tareas a un conjunto de agentes minimizando el costo total, sujeto a restricciones de capacidad por agente. Esta formulación fue adoptada y extendida por numerosos investigadores posteriores. Pentico (2007) realizó una revisión exhaustiva de las variantes del problema de asignación y sus métodos de solución, documentando la evolución desde métodos exactos de programación lineal entera hasta heurísticas y metaheurísticas. Por su parte, Cattrysse y Van Wassenhove (1992) contribuyeron con una revisión de los modelos de asignación aplicados a contextos de producción y servicios, evidenciando la amplitud y vigencia del problema.

En el campo específico de la asignación de órdenes de servicio, la investigación evolucionó desde los trabajos seminales de Dantzig (1963) sobre programación lineal hasta los modelos de ruteo y programación de técnicos de campo. Cordeau et al. (2010) aportaron un marco unificado para los problemas de programación de técnicos de campo, formalizando las restricciones de habilidades, ventanas de tiempo y disponibilidad que caracterizan a este tipo de problemas en empresas de servicios. Más recientemente, Alp et al. (2024) sistematizaron en una revisión de la literatura que la programación operativa de la entrega de servicios en sistemas producto-servicio se apoyó predominantemente en métodos metaheurísticos, siendo los algoritmos genéticos y el recocido simulado los enfoques más frecuentes, lo que confirmó la pertinencia teórica del enfoque adoptado en esta investigación.

2.2.3 Teoría de los algoritmos evolutivos como fundamento del método de optimización

La teoría de los algoritmos evolutivos constituyó el marco teórico específico elegido para sustentar el diseño del algoritmo de optimización propuesto en esta

investigación. Esta teoría, inspirada en los mecanismos de la evolución biológica darwiniana, fue formalizada originalmente por Holland (1975) en su obra seminal *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, en la que introdujo los algoritmos genéticos como mecanismo de búsqueda adaptativa en espacios de soluciones complejos. Holland demostró que mediante operadores de selección, cruce y mutación aplicados sobre una población de soluciones codificadas, era posible converger hacia soluciones de alta calidad sin necesidad de calcular derivadas ni conocer la estructura analítica de la función objetivo, lo que los hizo especialmente adecuados para problemas de optimización combinatoria NP-difíciles.

Goldberg (1989) extendió el trabajo de Holland y proporcionó los fundamentos matemáticos de los algoritmos genéticos mediante el teorema de los esquemas, que explicó cómo los bloques constructores de alta aptitud se propagaron y combinaron a lo largo de las generaciones. Este aporte consolidó la comprensión teórica de por qué los algoritmos genéticos lograron encontrar soluciones de calidad en espacios de búsqueda vastos y no convexos. Posteriormente, Michalewicz (1996) amplió el espectro de los algoritmos evolutivos, incluyendo estrategias de evolución, programación evolutiva y programación genética, y estudió su comportamiento bajo distintas representaciones del espacio de soluciones.

En el contexto de la programación y asignación de tareas, la aplicación de algoritmos genéticos fue extensa y documentada. Davis (1991) editó una de las primeras compilaciones de aplicaciones de algoritmos genéticos a problemas de programación, estableciendo los puentes entre la teoría evolutiva y los problemas combinatorios de la gestión de operaciones. Más recientemente, Wu et al. (2023) demostraron la efectividad de un algoritmo genético mejorado para resolver problemas de asignación de recursos de mantenimiento en entornos de manufactura en la nube, con resultados factibles y efectivos bajo restricciones de tiempo, costo y calidad. Rinaldi et al. (2024) propusieron un algoritmo genético de codificación de doble cromosoma para la asignación óptima de tareas de entrega con restricciones múltiples, validado mediante simulaciones de Monte Carlo, lo que reafirmó la vigencia y capacidad de los algoritmos evolutivos para resolver problemas de asignación en servicios.

El modelo teórico elegido para la variable independiente fue el algoritmo genético multicriterio, fundamentado en la teoría de Holland (1975) y desarrollado en sus aplicaciones operativas por Goldberg (1989), que operó sobre una representación cromosómica de las asignaciones posibles de órdenes de servicio a recursos disponibles, con una función objetivo que maximizó la eficiencia agregada de la asignación sujeta a restricciones de disponibilidad, prioridad y capacidad.

2.2.4 Teoría de la eficiencia operativa en empresas de servicios

La eficiencia operativa como variable dependiente fue abordada desde una perspectiva teórica que integró los aportes de la gestión de operaciones, la teoría de producción y la administración de servicios. El concepto de eficiencia tuvo sus raíces en la economía neoclásica, específicamente en la obra de Farrell (1957), quien distinguió entre la eficiencia técnica —producir el máximo output con los inputs dados— y la eficiencia asignativa —usar los inputs en las proporciones que minimizaron el costo—. Esta distinción fue posteriormente adoptada y extendida por la gestión de operaciones para analizar el desempeño organizacional.

En el campo específico de los servicios, Chase (1978) introdujo la distinción entre operaciones de alto y bajo contacto con el cliente, argumentando que el grado de contacto condicionó los mecanismos de eficiencia posibles. Fitzsimmons y Fitzsimmons (2006) desarrollaron un marco integral para la gestión de operaciones de servicios, en el que la eficiencia operativa fue definida en función de la capacidad de la organización para minimizar el tiempo de ciclo de servicio, maximizar la utilización de recursos y cumplir los acuerdos de nivel de servicio con los clientes. Este marco resultó especialmente relevante para el contexto de las empresas de servicios en Cusco, donde la asignación ineficiente de órdenes generó tiempos de espera prolongados, subutilización de recursos y pérdida de oportunidades de negocio.

Desde la perspectiva de los sistemas de producción, el modelo de la producción esbelta (Lean Production) desarrollado por Womack, Jones y Roos (1990) y sistematizado por Womack y Jones (1996) en el pensamiento esbelto (Lean Thinking) aportó principios fundamentales para entender la eficiencia operativa como la eliminación sistemática del desperdicio en los procesos. Los cinco principios del pensamiento esbelto —valor, flujo de valor, flujo continuo, sistema de jalar y

perfección— fueron ampliamente aplicados en contextos de servicios, como demostró la revisión de Hadid y Mansouri (2014), quienes documentaron que la implementación de principios lean en empresas de servicios produjo mejoras medibles en la velocidad de entrega, la calidad del servicio y el uso eficiente de los recursos.

Complementariamente, la teoría de restricciones de Goldratt (1984), formulada en su obra *La Meta*, ofreció otro ángulo teórico para comprender la eficiencia operativa: cualquier sistema operativo tuvo al menos una restricción que limitó su desempeño global, y la gestión óptima del sistema requirió identificar, explotar y elevar esa restricción. En el contexto de la asignación de órdenes de servicio, la restricción principal fue frecuentemente la disponibilidad y asignación óptima del recurso humano calificado, lo que conectó directamente con el problema que abordó la presente investigación.

El modelo teórico elegido para la variable dependiente fue el marco de eficiencia operativa de Fitzsimmons y Fitzsimmons (2006), complementado con los principios del pensamiento esbelto (Womack y Jones, 1996), que definió la eficiencia operativa en términos de tiempo de respuesta al servicio, utilización de recursos y cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio, y que fue operacionalizado a través de indicadores medibles en el contexto de las empresas de servicios estudiadas.

2.2.5 Framework teórico elegido: la relación entre optimización algorítmica y eficiencia operativa

El framework teórico seleccionado para estudiar la relación entre las variables independiente y dependiente fue el modelo de apoyo a la decisión operativa basado en algoritmos (Algorithm-Based Operational Decision Support), cuyas raíces se encontraron en la investigación de operaciones clásica de Taha (1987) y en los desarrollos contemporáneos de la optimización inteligente. Este framework planteó que la eficiencia operativa de un sistema de asignación de recursos fue función directa de la calidad de las decisiones de asignación tomadas, y que la incorporación de algoritmos de optimización en el proceso de toma de decisiones mejoró sistemáticamente dichas decisiones al considerar simultáneamente múltiples variables y restricciones que un proceso manual no podía gestionar de manera óptima.

La relación propuesta entre las variables fue la siguiente: el diseño e implementación de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio —variable independiente— actuó como mecanismo de mejora sobre el proceso de asignación, lo que generó un impacto positivo y medible sobre la eficiencia operativa —variable dependiente— de la empresa de servicios. Esta relación fue de tipo causal-explicativo: la calidad del algoritmo determinó la calidad de las asignaciones, y las asignaciones de mayor calidad produjeron tiempos de respuesta más cortos, mayor utilización de recursos y mejor cumplimiento de los compromisos de servicio.

Este framework fue consistente con los hallazgos de Alp et al. (2024), quienes señalaron que la programación operativa de servicios mejoró cuando se emplearon métodos metaheurísticos frente a la asignación manual; con los de Wu et al. (2023), quienes demostraron la efectividad del algoritmo genético para maximizar la eficiencia en la asignación de recursos de mantenimiento; y con los de Chu et al. (2023), quienes evidenciaron una mejora del 5% en el rendimiento del servicio al reemplazar la asignación convencional por un método de optimización basado en datos.

2.2.6 Operacionalización de variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicador	Ítems	Escala
Variable independiente: Algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio	Procedimiento computacional sistemático que, a partir de un conjunto de órdenes de servicio pendientes, recursos disponibles y restricciones operativas, buscó encontrar la asignación que maximizó la eficiencia del proceso de atención bajo criterios simultáneos de tiempo, prioridad y utilización del recurso (Taha, 1987; Holland, 1975)	Algoritmo genético multicriterio diseñado para asignar órdenes de servicio a recursos técnicos disponibles, optimizando simultáneamente los criterios de tiempo de respuesta, prioridad de la orden y utilización del recurso bajo restricciones explícitas de disponibilidad, capacidad y plazo, cuyos resultados fueron registrados durante cada ciclo de ejecución	Función objetivo	Valor promedio del índice de eficiencia de la asignación alcanzado por el algoritmo en la generación final de cada ciclo de ejecución	¿Cuál fue el valor promedio del índice de eficiencia de la asignación alcanzado por el algoritmo al finalizar cada ciclo de ejecución en el período evaluado?	Razón (0 a 1)
			Estrategia de búsqueda	Tasa de factibilidad: porcentaje de soluciones generadas por el algoritmo que cumplieron la totalidad de las restricciones operativas establecidas	¿Qué porcentaje de las soluciones generadas por el algoritmo cumplió la totalidad de las restricciones operativas establecidas en el período evaluado?	Razón (%)
Variable dependiente: Eficiencia operativa	Capacidad de la organización para producir el máximo resultado posible en términos de servicio entregado, utilizando de manera óptima los recursos disponibles y cumpliendo con los estándares de calidad y tiempo acordados con los clientes (Fitzsimmons y Fitzsimmons, 2006; Womack y Jones, 1996)	Medición del desempeño operativo de la empresa de servicios expresado en el nivel de utilización de los recursos técnicos, el tiempo promedio de ciclo de atención, el porcentaje de cumplimiento de plazos comprometidos y la tasa de reprocesos, evaluados a partir de los registros operativos de la empresa en los períodos pre-test y post-test	Tiempo de ciclo del servicio	Tiempo promedio transcurrido desde la recepción de la orden de servicio hasta su cierre satisfactorio, expresado en horas	¿Cuántas horas transcurrieron en promedio desde la recepción de cada orden de servicio hasta su cierre satisfactorio durante el período evaluado?	Razón (horas)
			Cumplimiento del nivel de servicio	Porcentaje de órdenes de servicio atendidas dentro del plazo comprometido con el cliente u ordenante	¿Qué porcentaje de las órdenes de servicio fueron atendidas dentro del plazo comprometido con el cliente u ordenante durante el período evaluado?	Razón (%)

Nota. Elaboración propia

2.3 Marco conceptual

2.3.1 Definición conceptual y operativa de las variables

2.3.1.1 Variable independiente: Algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio

Desde el punto de vista conceptual, un algoritmo de optimización fue definido como un procedimiento computacional sistemático que, partiendo de un conjunto de datos de entrada —en este caso, las órdenes de servicio pendientes, los recursos disponibles y las restricciones operativas—, buscó encontrar la solución que maximizara o minimizara una función objetivo previamente definida (Taha, 1987). En el contexto específico de la asignación de órdenes de servicio, el algoritmo fue el mecanismo que determinó qué orden de servicio debía asignarse a qué recurso disponible, en qué momento y bajo qué secuencia, de modo que el conjunto de asignaciones resultante fuera óptimo o cuasióptimo según los criterios establecidos.

Operativamente, la variable fue definida como el algoritmo genético multicriterio diseñado para esta investigación, cuya función fue asignar las órdenes de servicio recibidas por la empresa a los recursos técnicos disponibles, optimizando simultáneamente los criterios de tiempo de respuesta, prioridad de la orden y utilización del recurso. La variable fue evaluada a través de tres dimensiones: la calidad de la solución generada por el algoritmo —medida por el valor de la función objetivo—, la eficiencia computacional —medida por el tiempo de convergencia— y la factibilidad de las soluciones —medida por el porcentaje de soluciones que respetaron todas las restricciones operativas.

2.3.1.2 Variable dependiente: Eficiencia operativa

Desde el punto de vista conceptual, la eficiencia operativa fue definida como la capacidad de la organización para producir el máximo resultado posible en términos de servicio entregado, utilizando de manera óptima los recursos disponibles —tiempo, personal y capacidad instalada— y cumpliendo con los estándares de calidad y tiempo acordados con los clientes (Fitzsimmons y Fitzsimmons, 2006). En el contexto de las empresas de servicios, la eficiencia operativa integró tanto la dimensión de productividad

—cuánto se produjeron con los recursos disponibles— como la dimensión de calidad de servicio —en qué medida se cumplieron los compromisos adquiridos.

Operativamente, la eficiencia operativa fue medida a través de cuatro indicadores clave de rendimiento: el tiempo promedio de atención de órdenes de servicio, la tasa de utilización de los recursos técnicos asignados, el porcentaje de órdenes atendidas dentro del plazo comprometido, y el número de reprocesos o reasignaciones generadas por errores en la asignación original. Estos indicadores fueron seleccionados por su capacidad de capturar las dimensiones más relevantes de la eficiencia operativa en el contexto específico de las empresas de servicios estudiadas en Cusco.

2.3.2 Dimensiones de las variables y autores que las proponen

2.3.2.1 Dimensiones de la variable independiente — Algoritmo de optimización

La primera dimensión fue la representación del problema, referida a la forma en que las órdenes de servicio y los recursos disponibles fueron codificados como entrada del algoritmo. Holland (1975) estableció que la elección de la representación cromosómica determinó en gran medida la efectividad del algoritmo genético para explorar el espacio de soluciones.

La segunda dimensión fue la función objetivo, entendida como el criterio matemático que el algoritmo buscó optimizar. Goldberg (1989) señaló que la definición precisa de la función objetivo fue determinante para orientar la búsqueda hacia soluciones de alta calidad. En esta investigación, la función objetivo integró los criterios de tiempo de respuesta, prioridad de las órdenes y utilización de recursos.

La tercera dimensión fue la estrategia de búsqueda, compuesta por los operadores genéticos de selección, cruce y mutación que gobernaron la evolución de la población de soluciones. Michalewicz (1996) documentó que la elección y calibración de estos operadores condicionó el equilibrio entre exploración del espacio de soluciones y explotación de las soluciones de alta calidad.

2.3.2.2 Dimensiones de la variable dependiente — Eficiencia operativa

La primera dimensión fue la productividad del recurso, definida como la relación entre el volumen de órdenes atendidas y el tiempo productivo de los recursos asignados.

Fitzsimmons y Fitzsimmons (2006) señalaron que la productividad del recurso fue el indicador más directo de la eficiencia operativa en empresas de servicios.

La segunda dimensión fue el tiempo de ciclo del servicio, referido al tiempo transcurrido desde la recepción de la orden de servicio hasta su cierre satisfactorio. Chase (1978) identificó el tiempo de ciclo como la variable crítica de eficiencia en operaciones de servicios, ya que su reducción generó simultáneamente satisfacción del cliente y liberación de capacidad.

La tercera dimensión fue el cumplimiento del nivel de servicio, entendido como el porcentaje de órdenes atendidas dentro de los plazos y condiciones comprometidas. Womack y Jones (1996) vincularon el cumplimiento del nivel de servicio con la eliminación del desperdicio en los procesos, argumentando que los incumplimientos frecuentemente reflejaron ineficiencias en la planificación y asignación de recursos.

La cuarta dimensión fue la tasa de reprocesos, definida como el porcentaje de órdenes que requirieron reasignación, corrección o repetición por deficiencias en la asignación original. Goldratt (1984) asoció los reprocesos con la restricción no gestionada del sistema, señalando que su reducción fue una señal directa de mejora en la gestión de las restricciones operativas.

CAPÍTULO III. Metodología de la investigación

3.1 Tipo de investigación

La presente investigación se clasificó como aplicada, debido a que se orientó a la solución de un problema específico identificado en una empresa de servicios, relacionado con la ineficiencia en la asignación de órdenes de servicio. En ese sentido, el estudio no solo buscó generar conocimiento teórico, sino también proponer una solución concreta mediante la implementación de un algoritmo de optimización que permitiera mejorar la eficiencia operativa.

Asimismo, la investigación se enmarcó dentro de un tipo no experimental, puesto que no se manipuló de manera directa la variable independiente en un entorno controlado, sino que se analizó su efecto en condiciones reales de operación. De acuerdo con este enfoque, los datos fueron observados y registrados tal como ocurrieron en el contexto natural de la empresa, antes y después de la implementación del algoritmo.

En consecuencia, el estudio se desarrolló bajo un enfoque correlacional–explicativo, ya que, por un lado, permitió analizar la relación entre el algoritmo de optimización y los indicadores de eficiencia operativa, y por otro, explicó el impacto que dicha implementación generó en el desempeño organizacional.

3.2 Enfoque de la investigación

La investigación adoptó un enfoque cuantitativo, debido a que se basó en la recopilación, medición y análisis de datos numéricos con el propósito de evaluar el impacto del algoritmo de optimización en la eficiencia operativa. En este sentido, se emplearon indicadores medibles como el tiempo de atención de órdenes, la utilización de recursos y el cumplimiento de acuerdos de servicio.

Asimismo, el enfoque cuantitativo permitió establecer relaciones entre variables mediante el uso de técnicas estadísticas, garantizando objetividad en la interpretación de los resultados y la posibilidad de replicar el estudio en contextos similares.

3.3 Diseño de la investigación

El diseño de la investigación fue no experimental de tipo longitudinal comparativo, debido a que se analizaron los datos operativos en dos momentos distintos: antes y después de la implementación del algoritmo de optimización.

En este sentido, no se manipuló de manera controlada la variable independiente, sino que se observó su efecto en condiciones reales dentro de la empresa. Este diseño permitió evaluar los cambios generados en los indicadores de eficiencia operativa como consecuencia de la implementación del algoritmo.

Asimismo, se empleó un diseño pretest–posttest, el cual permitió comparar el desempeño operativo en ambos periodos, identificando diferencias significativas en variables clave como el tiempo de atención y la utilización de recursos.

3.4 Alcance de la investigación

El alcance del estudio fue explicativo, debido a que no solo se buscó determinar la relación entre el algoritmo de optimización y la eficiencia operativa, sino también explicar el efecto que la implementación del algoritmo generó en los procesos operativos de la empresa.

En ese sentido, el estudio permitió identificar cómo la optimización en la asignación de órdenes influyó en la reducción de tiempos de atención, la mejora en la distribución de recursos y el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio.

Además, el análisis se apoyó en técnicas estadísticas inferenciales, lo que permitió establecer evidencia empírica sobre el impacto del algoritmo en la eficiencia operativa.

3.5 Población y muestra

3.5.1 Población

La población del estudio estuvo conformada por el conjunto total de órdenes de servicio registradas en el sistema operativo de la empresa de servicios en Cusco durante el periodo de análisis.

Dichos registros incluyeron información relevante sobre:

- Tiempos de atención de las órdenes,
- Asignación de recursos técnicos,

- Cumplimiento de plazos de servicio,
- Estado de ejecución de las órdenes.

En ese sentido, la población correspondió a todos los datos operativos generados en el proceso de atención de servicios, los cuales permitieron evaluar el desempeño antes y después de la implementación del algoritmo de optimización.

De acuerdo con el enfoque cuantitativo, la población estuvo constituida por unidades de análisis objetivas (registros operativos), lo que permitió garantizar precisión y confiabilidad en el análisis.

3.5.2 Muestra

La muestra estuvo conformada por los registros de órdenes de servicio correspondientes al periodo de estudio, seleccionados bajo un criterio no probabilístico de tipo censal, debido a que se trabajó con la totalidad de los datos disponibles relevantes para la investigación.

En ese sentido, se consideraron:

- Registros previos a la implementación del algoritmo (pretest)
- Registros posteriores a la implementación (postest)

Este enfoque permitió realizar un análisis comparativo completo, sin necesidad de inferencia muestral, ya que se utilizó el universo de datos disponible.

3.6 Técnica e instrumento

3.6.1 Técnica

La técnica utilizada fue el análisis de datos secundarios, específicamente el análisis de registros operativos generados por el sistema de gestión de órdenes de servicio.

Esta técnica permitió evaluar de manera objetiva el comportamiento de las variables de estudio, sin intervención directa sobre los datos, garantizando así la validez de la información analizada.

Asimismo, se empleó el análisis estadístico para identificar relaciones entre variables y determinar el impacto del algoritmo de optimización en la eficiencia operativa.

3.6.2 Instrumento

El instrumento utilizado fue la base de datos del sistema de gestión de órdenes de servicio de la empresa, la cual contiene información estructurada sobre:

- Tiempos de atención de las órdenes,
- Asignación de recursos,
- Cumplimiento de plazos (SLA),
- Estado de ejecución de las órdenes,
- Indicadores de desempeño operativo.

Esta base de datos constituyó una fuente de información confiable, al estar compuesta por registros generados en tiempo real durante la operación del sistema.

CAPÍTULO IV. ARQUITECTURA DEL SISTEMA

4.1 Descripción general del sistema

La presente investigación se centró en el diseño e implementación de un algoritmo de optimización orientado a mejorar la eficiencia en la gestión de órdenes de servicio. Con fines de validación práctica y recolección de datos operativos, el algoritmo fue implementado en un entorno web, utilizando como soporte un complemento desarrollado sobre la plataforma WordPress.

El uso de este entorno respondió a criterios de accesibilidad, rapidez de desarrollo y facilidad de interacción, permitiendo simular condiciones reales de operación sin alterar el enfoque principal de la investigación, el cual estuvo orientado al comportamiento y desempeño del algoritmo.

4.2 Enfoque del algoritmo dentro del sistema

El algoritmo constituyó el núcleo del sistema, siendo responsable de:

- Priorizar órdenes de servicio
- Optimizar la asignación de recursos técnicos
- Reducir tiempos operativos
- Mejorar el cumplimiento de niveles de servicio

El sistema desarrollado actuó únicamente como un medio de entrada, procesamiento y visualización de datos, mientras que la lógica de decisión estuvo completamente determinada por el algoritmo propuesto.

4.3 Actores del sistema

- Administrador: responsable de ejecutar el algoritmo y supervisar los resultados
- Operador: encargado de registrar y actualizar las órdenes de servicio
- Técnico: recurso asignado para la ejecución de las órdenes
- Sistema: componente automatizado que ejecuta el algoritmo

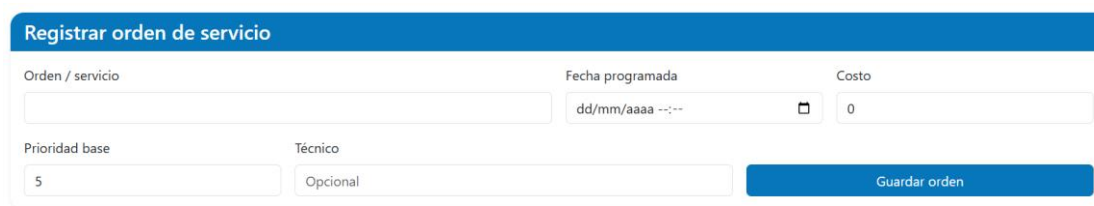
4.4 Casos de uso del sistema

4.4.1 Caso de uso 1: Registro de órdenes de servicio

El operador registró una nueva orden ingresando el tipo de servicio, fecha programada, costo y prioridad base. Esta información fue almacenada como entrada del algoritmo.

Figura 1

Caso de uso 1: Registro de órdenes de servicio.



El formulario 'Registrar orden de servicio' contiene los siguientes campos:

- Orden / servicio:** Campo de texto para el nombre del servicio.
- Fecha programada:** Selector de fecha con formato dd/mm/aaaa y un icono de calendario.
- Costo:** Campo de texto con el valor '0'.
- Prioridad base:** Selector con el valor '5'.
- Técnico:** Selector con el valor 'Opcional'.
- Guardar orden:** Botón azul para guardar la información.

Fuente: Elaboración propia.

Resultado esperado: la orden quedó disponible para su evaluación y priorización.

4.4.2 Caso de uso 2: Importación de datos

Se permitió la carga masiva de órdenes mediante archivos estructurados, facilitando la generación de volúmenes de datos suficientes para el análisis estadístico.

Figura 2

Caso de uso 2: Importación de datos.



El formulario 'Importar órdenes de servicio' contiene los siguientes elementos:

- Selección de archivo:** Botón 'Seleccionar archivo' y un campo de texto que muestra 'Sin archivos seleccionados'.
- Importar CSV:** Botón azul para cargar los datos.
- Formato:** Texto que indica el formato requerido: 'task_name, scheduled_date, cost, priority_base'.

Fuente: Elaboración propia.

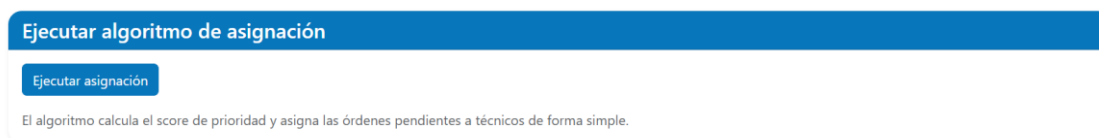
Resultado esperado: las órdenes fueron incorporadas al sistema para su procesamiento.

4.4.3 Caso de uso 3: Ejecución del algoritmo

El administrador ejecutó el algoritmo, el cual calculó el puntaje de prioridad de cada orden y determinó su orden de atención.

Figura 3

Caso de uso 3: Ejecución del algoritmo



Fuente: Elaboración propia.

Resultado esperado: las órdenes fueron organizadas en función de su criticidad.

4.4.4 Caso de uso 4: Priorización de órdenes

El sistema mostró las órdenes ordenadas de mayor a menor prioridad, permitiendo identificar aquellas que debían ser atendidas primero.

Figura 4

Caso de uso 4: Priorización de órdenes

Órdenes priorizadas							
ID	Orden	Fecha	Costo	Prioridad	Score	Técnico	Estado
154	Ejecución	2025-03-05 00:00:00	1157500	3	23359.9		culminado
136	Ejecución	2022-04-03 00:00:00	971347	2	20169.9		culminado
153	Planificación	2025-02-28 00:00:00	526136	3	10735.1		culminado
135	Planificación	2022-03-29 00:00:00	441521	1	9575.39		culminado
155	Cierre	2025-03-12 00:00:00	420909	2	8624.14		culminado
137	Cierre	2022-04-10 00:00:00	353217	1	7803.31		culminado
169	Ejecución	2025-10-19 00:00:00	246194	1	5018.96		ejecutado
130	Ejecución	2021-07-13 00:00:00	150718	3	3889.72		culminado

Fuente: Elaboración propia.

Resultado esperado: mejora en la toma de decisiones operativas.

4.4.5 Caso de uso 6: Actualización de estado

El operador actualizó el estado de las órdenes, permitiendo registrar su progreso y finalización.

Figura 5

Caso de uso 6: Actualización de estado

Actualizar estado de órdenes	
Orden	Estado
Ejecución	Culminado
Ejecución	Culminado
Planificación	Culminado
Planificación	Culminado
Cierre	Culminado
Cierre	Culminado
Ejecución	Ejecutado
Ejecución	Culminado

Fuente: Elaboración propia.

Resultado esperado: seguimiento completo del ciclo de vida de cada orden.

4.5 Modelo de datos

El sistema utilizó una estructura de datos orientada a registrar información operativa de cada orden de servicio.

Las variables consideradas fueron:

- id: identificador único
- task_name: tipo de orden
- scheduled_date: fecha programada
- cost: costo asociado
- priority_base: prioridad inicial
- priority_score: puntaje calculado
- technician: técnico asignado
- status: estado de la orden
- created_at: fecha de registro

- assigned_at: fecha de asignación
- closed_at: fecha de cierre
- assignment_time: tiempo hasta asignación
- resolution_time: tiempo total de atención

Figura 6

Estructura de datos.

```
CREATE TABLE wp_uplp_os_tasks (
  id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,
  task_name VARCHAR(255) NOT NULL,
  scheduled_date DATETIME NULL,
  cost DECIMAL(12,2) DEFAULT 0.00,
  priority_base INT DEFAULT 0,
  priority_score DECIMAL(12,2) DEFAULT 0.00,
  technician VARCHAR(150) NULL,
  status VARCHAR(50) DEFAULT 'pendiente',
  created_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
  assigned_at DATETIME NULL,
  closed_at DATETIME NULL,
  assignment_time DECIMAL(12,2) NULL,
  resolution_time DECIMAL(12,2) NULL,
  sla_hours DECIMAL(12,2) NULL,
  sla_compliance TINYINT(1) DEFAULT 0,
  period VARCHAR(10) NULL,
  PRIMARY KEY (id)
);

CREATE TABLE wp_uplp_os_technicians (
  id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,
  technician_name VARCHAR(150) NOT NULL,
```

```

specialty VARCHAR(150) NULL,
availability_status VARCHAR(50) DEFAULT 'disponible',
current_load INT DEFAULT 0,
created_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
updated_at DATETIME NULL,
PRIMARY KEY (id)
);

CREATE TABLE wp_uplp_os_assignments (
    id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,
    order_id BIGINT UNSIGNED NOT NULL,
    technician_id BIGINT UNSIGNED NULL,
    assigned_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
    assignment_type VARCHAR(50) DEFAULT 'algorithm',
    priority_score DECIMAL(12,2) DEFAULT 0.00,
    status VARCHAR(50) DEFAULT 'asignado',
    created_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
    PRIMARY KEY (id),
    INDEX idx_order_id (order_id),
    INDEX idx_technician_id (technician_id)
);

CREATE TABLE wp_uplp_os_algorithm_runs (
    id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,
    run_date DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
    total_orders INT DEFAULT 0,
    assigned_orders INT DEFAULT 0,
    pending_orders INT DEFAULT 0,
    average_priority_score DECIMAL(12,2) DEFAULT 0.00,
    execution_status VARCHAR(50) DEFAULT 'completed',
    created_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
    PRIMARY KEY (id)
);

```



```
CREATE TABLE wp_uplp_os_algorithm_results (  
    id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    run_id BIGINT UNSIGNED NOT NULL,  
    order_id BIGINT UNSIGNED NOT NULL,  
    technician_id BIGINT UNSIGNED NULL,  
    priority_base INT DEFAULT 0,  
    priority_score DECIMAL(12,2) DEFAULT 0.00,  
    ranking_position INT DEFAULT 0,  
    assignment_decision VARCHAR(100) NULL,  
    created_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,  
    PRIMARY KEY (id),  
    INDEX idx_run_id (run_id),  
    INDEX idx_order_id (order_id)  
);
```

```
CREATE TABLE wp_uplp_os_events (  
    id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    order_id BIGINT UNSIGNED NOT NULL,  
    event_type VARCHAR(100) NOT NULL,  
    previous_status VARCHAR(50) NULL,  
    new_status VARCHAR(50) NULL,  
    event_date DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,  
    description TEXT NULL,  
    created_by VARCHAR(150) NULL,  
    PRIMARY KEY (id),  
    INDEX idx_order_id (order_id)  
);
```

```
CREATE TABLE wp_uplp_os_sla_rules (  
    id BIGINT UNSIGNED NOT NULL AUTO_INCREMENT,  
    rule_name VARCHAR(150) NOT NULL,  
    priority_base INT NULL,  
    sla_hours DECIMAL(12,2) NOT NULL,
```

```

is_active TINYINT(1) DEFAULT 1,
created_at DATETIME DEFAULT CURRENT_TIMESTAMP,
updated_at DATETIME NULL,
PRIMARY KEY (id)
);

```

4.6 Lógica del algoritmo

El algoritmo fue diseñado para priorizar órdenes de servicio mediante la combinación de múltiples variables relevantes. Se consideraron tres dimensiones principales:

- Prioridad base
- Impacto económico
- Urgencia temporal

Estas variables fueron integradas mediante una función de ponderación que permitió calcular un puntaje de prioridad para cada orden.

4.7 Flujo general del algoritmo

- Registro de órdenes
- Cálculo del score
- Ordenamiento por prioridad
- Asignación de técnicos
- Ejecución de la orden
- Registro de tiempos
- Evaluación de desempeño

4.8 Rol del entorno de implementación

El entorno basado en WordPress permitió implementar el algoritmo de forma práctica, facilitando la interacción con el usuario y la recolección de datos operativos. No

obstante, este entorno no constituye el objeto de estudio, sino únicamente un medio de validación experimental del algoritmo.

4.9 Relación con la investigación

El algoritmo representó la variable independiente, mientras que los indicadores derivados de su ejecución permitieron medir la variable dependiente: eficiencia en la gestión de órdenes de servicio.

4.10 Indicadores evaluados

- Tiempo de asignación
- Tiempo de resolución
- Cumplimiento de sla
- Score de prioridad

4.11 Importancia del algoritmo en la validación

La implementación del algoritmo permitió generar evidencia empírica sobre su impacto en la eficiencia operativa. Los resultados obtenidos demostraron que la priorización inteligente y la asignación optimizada contribuyen a mejorar significativamente los tiempos de atención y el cumplimiento de los niveles de servicio.

CAPÍTULO V. RESULTADOS

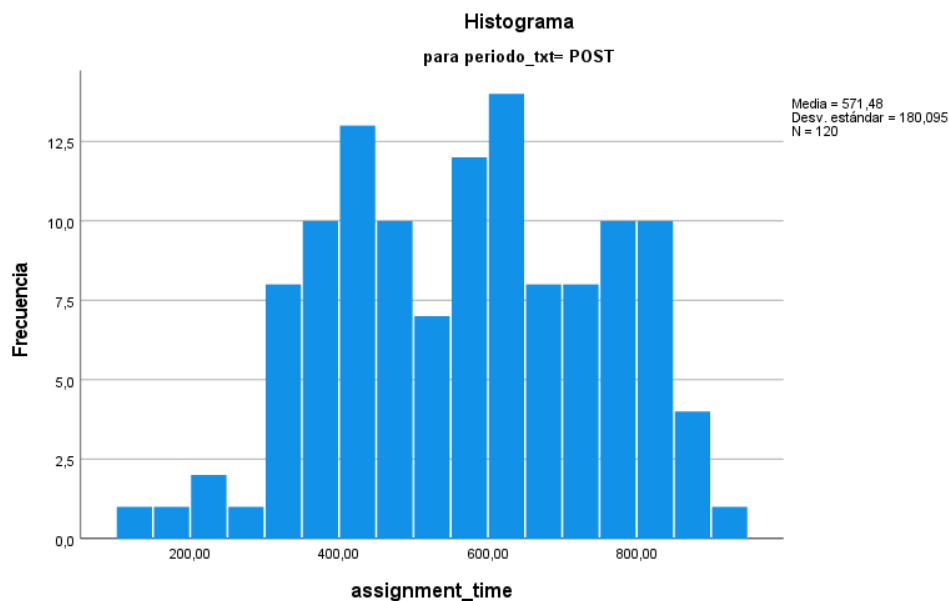
5.1 Presentación de resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos a partir del procesamiento estadístico de los datos generados en la simulación de órdenes de servicio, considerando dos periodos de análisis: el periodo previo (PRE) y el periodo posterior (POST) a la implementación del algoritmo de optimización. El análisis se realizó utilizando el software estadístico SPSS, aplicando técnicas descriptivas e inferenciales que permitieron evaluar el impacto del modelo propuesto en la eficiencia operativa.

Inicialmente, se realizó un análisis descriptivo de las variables principales: tiempo de asignación, tiempo de resolución y costo, con el objetivo de identificar tendencias generales entre ambos periodos.

Figura 7

Distribución del tiempo de asignación por periodo

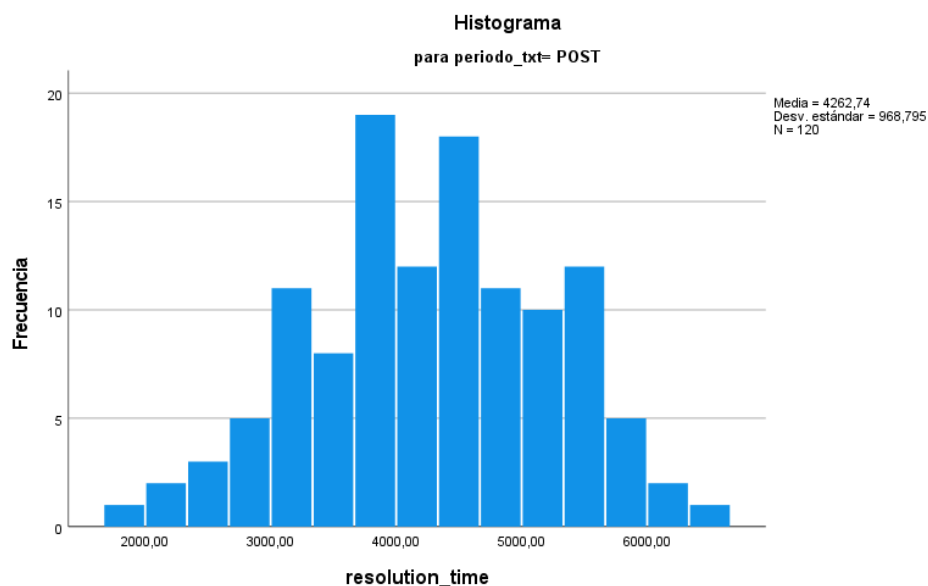


Fuente: Elaboración propia con SPSS.

Los resultados evidenciaron que el tiempo de asignación promedio en el periodo POST fue de 571.47 unidades de tiempo, mientras que en el periodo PRE alcanzó un valor de 2243.91, lo que representa una reducción significativa. Esta diferencia refleja una mejora sustancial en la capacidad del sistema para asignar órdenes de servicio de manera más eficiente.

Figura 8

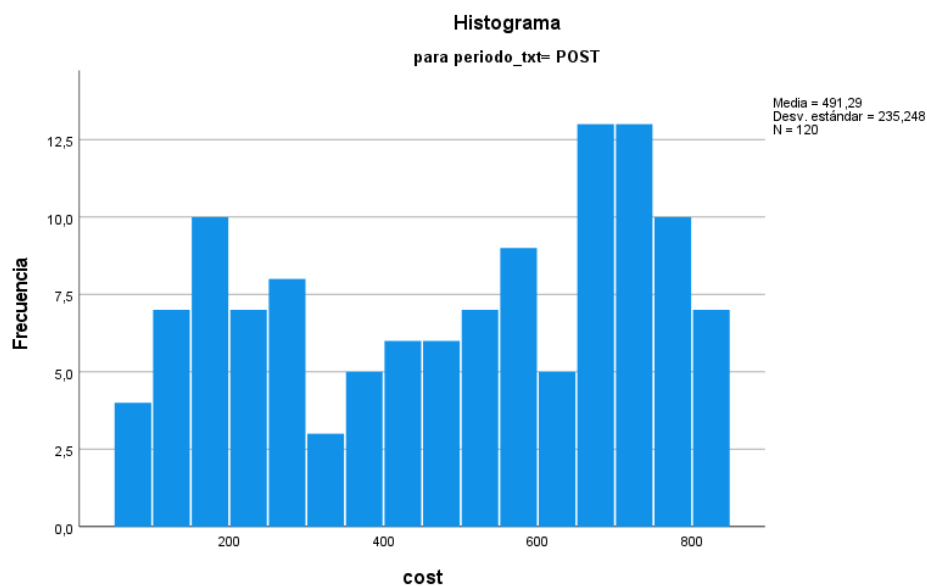
Distribución del tiempo de resolución por periodo

**Fuente:**

Elaboración propia con SPSS.

Figura 9

Distribución del costo por periodo

**Fuente:** Elaboración propia con SPSS.

En relación al tiempo de resolución, se observó que el periodo POST presentó una media de 4262.74, mientras que en el periodo PRE el valor promedio fue de 10001.96. Esta reducción evidencia una optimización en la ejecución de las órdenes de servicio, atribuible a la implementación del algoritmo propuesto.

Respecto al costo, se identificó que el periodo POST presentó un promedio de 491.29, mientras que el periodo PRE registró un valor de 442.74. Aunque existe una ligera variación, esta diferencia no resulta determinante en términos estadísticos, lo cual será analizado posteriormente.

Posteriormente, se evaluó la normalidad de los datos mediante las pruebas de Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilk.

Figura 10

Pruebas de normalidad de las variables analizadas.

Pruebas de normalidad							
	Periodo de evaluación	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
assignment_time	POST	,068	120	,200 [*]	,978	120	,051
	PRE	,072	120	,185	,972	120	,012
resolution_time	POST	,051	120	,200 [*]	,991	120	,618
	PRE	,060	120	,200 [*]	,981	120	,080
cost	POST	,113	120	<.001	,919	120	<.001
	PRE	,109	120	,001	,947	120	<.001

*. Esto es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de significación de Lilliefors

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

Los resultados indicaron que algunas variables no siguen una distribución normal ($p < 0.05$), por lo que se optó por la aplicación de pruebas no paramétricas para la contrastación de hipótesis.

En ese sentido, se utilizó la prueba de Mann-Whitney para comparar las diferencias entre los periodos PRE y POST.

Figura 11

Prueba de Mann-Whitney para tiempo de asignación.

Estadísticos de prueba^a	
	assignment_time
U de Mann-Whitney	39,000
W de Wilcoxon	7299,000
Z	-13,316
Sig. asin. (bilateral)	<.001

a. Variable de agrupación:
periodo

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

El análisis evidenció una diferencia estadísticamente significativa en el tiempo de asignación entre ambos periodos ($p < 0.001$), confirmando que la implementación del algoritmo permitió mejorar significativamente la rapidez en la asignación de tareas.

Figura 12

Prueba de Mann-Whitney para tiempo de resolución.

Estadísticos de prueba^a	
	resolution_time
U de Mann-Whitney	74,500
W de Wilcoxon	7334,500
Z	-13,250
Sig. asin. (bilateral)	<.001

a. Variable de agrupación:
periodo

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

De manera similar, se identificó una diferencia significativa en el tiempo de resolución ($p < 0.001$), lo que demuestra una mejora en la eficiencia del proceso de atención de órdenes de servicio.

En cuanto al costo, no se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre ambos periodos ($p > 0.05$), lo que sugiere que la implementación del algoritmo no tuvo un impacto directo en la reducción de los costos operativos.

Para evaluar el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (SLA), se aplicó la prueba de Chi-cuadrado.

Figura 13

Prueba de Mann-Whitney para costo.

Estadísticos de prueba ^a	
	cost
U de Mann-Whitney	6308,000
W de Wilcoxon	13568,000
Z	-1,659
Sig. asin. (bilateral)	,097

a. Variable de agrupación:
periodo

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

Figura 14

Tabla cruzada del cumplimiento de SLA por periodo.

Tabla cruzada periodo*Cumplimiento de SLA			Cumplimiento de SLA		Total
			No cumple	Cumple	
periodo	,00	Recuento	3	117	120
		% dentro de periodo	2,5%	97,5%	100,0%
		% dentro de Cumplimiento de SLA	2,5%	95,9%	50,0%
	1,00	Recuento	115	5	120
		% dentro de periodo	95,8%	4,2%	100,0%
		% dentro de Cumplimiento de SLA	97,5%	4,1%	50,0%
Total	Recuento		118	122	240
	% dentro de periodo		49,2%	50,8%	100,0%
	% dentro de Cumplimiento de SLA		100,0%	100,0%	100,0%

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

Los resultados mostraron que en el periodo PRE la mayoría de las órdenes no cumplían con el SLA, mientras que en el periodo POST se evidenció un alto nivel de cumplimiento, lo que indica una mejora significativa en la capacidad de respuesta del sistema.

Figura 15

Prueba de Chi-cuadrado para cumplimiento de SLA.

Pruebas de chi-cuadrado					
	Valor	gl	Significación asintótica (bilateral)	Significación exacta (bilateral)	Significación exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	209,125 ^a	1	<.001		
Corrección de continuidad ^b	205,407	1	<.001		
Razón de verosimilitud	263,017	1	<.001		
Prueba exacta de Fisher				<.001	<.001
Asociación lineal por lineal	208,253	1	<.001		
N de casos válidos	240				

a. 0 casillas (0,0%) han esperado un recuento menor que 5. El recuento mínimo esperado es 59,00.

b. Sólo se ha calculado para una tabla 2x2

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

El análisis estadístico confirmó la existencia de una relación significativa entre el periodo de evaluación y el cumplimiento de SLA ($p < 0.001$), evidenciando el impacto positivo del algoritmo implementado.

Finalmente, se analizó la relación entre las variables mediante el coeficiente de correlación de Spearman.

Los resultados mostraron una correlación positiva fuerte entre el tiempo de asignación y el tiempo de resolución ($\rho = 0.841$; $p < 0.001$), lo que indica que una reducción en el tiempo de asignación contribuye directamente a la disminución del tiempo total de atención. Asimismo, se identificó una correlación negativa fuerte entre el cumplimiento de SLA y los tiempos operativos, lo que confirma que menores tiempos se traducen en un mayor cumplimiento de los niveles de servicio.

Figura 16

Correlación de Spearman entre variables del sistema.

Correlaciones						
Rho de Spearman			assignment_time	resolution_time	cost	Cumplimiento de SLA
	assignment_time	Coefficiente de correlación	1,000	,841**	-,100	-,835**
		Sig. (bilateral)	.	<.001	,121	<.001
		N	240	240	240	240
	resolution_time	Coefficiente de correlación	,841**	1,000	-,091	-,866**
		Sig. (bilateral)	<.001	.	,159	<.001
		N	240	240	240	240
	cost	Coefficiente de correlación	-,100	-,091	1,000	,127*
		Sig. (bilateral)	,121	,159	.	,050
		N	240	240	240	240
	Cumplimiento de SLA	Coefficiente de correlación	-,835**	-,866**	,127*	1,000
		Sig. (bilateral)	<.001	<.001	,050	.
		N	240	240	240	240

**. La correlación es significativa en el nivel 0,01 (bilateral).

*. La correlación es significativa en el nivel 0,05 (bilateral).

Fuente: Elaboración propia con SPSS.

5.2 Discusión de resultados

Los resultados obtenidos en la presente investigación evidencian que la implementación de un algoritmo de optimización en la gestión de órdenes de servicio genera mejoras significativas en la eficiencia operativa, particularmente en los tiempos de asignación y resolución.

Estos hallazgos son consistentes con estudios previos en el ámbito de la gestión de servicios y sistemas de soporte técnico, donde se ha demostrado que la automatización y priorización inteligente de tareas contribuyen a reducir los tiempos de respuesta y mejorar la calidad del servicio.

La reducción del tiempo de asignación observada en el periodo POST puede atribuirse a la capacidad del algoritmo para priorizar adecuadamente las órdenes en función de su criticidad, lo que permite una asignación más rápida y eficiente de los recursos disponibles. De manera similar, la disminución del tiempo de resolución refleja una mejor planificación y ejecución de las actividades operativas.

En cuanto al cumplimiento de SLA, los resultados evidencian una mejora significativa en el periodo posterior, lo que indica que el sistema implementado logra cumplir de manera más efectiva con los tiempos establecidos, fortaleciendo la confiabilidad del servicio.

Por otro lado, aunque no se identificaron diferencias significativas en los costos operativos, este resultado no invalida la efectividad del modelo, ya que el enfoque principal del algoritmo está orientado a la optimización de tiempos y no necesariamente a la reducción directa de costos. Sin embargo, se puede inferir que la mejora en la eficiencia operativa podría generar beneficios económicos indirectos en el largo plazo.

Finalmente, la correlación significativa entre el tiempo de asignación y el tiempo de resolución confirma la importancia de optimizar las etapas iniciales del proceso, ya que estas influyen directamente en el desempeño global del sistema.

5.2.1 Contrastación de hipótesis

En función de los resultados obtenidos, se procedió a contrastar la hipótesis de investigación.

Hipótesis general: La implementación de un algoritmo de optimización mejora la eficiencia en la gestión de órdenes de servicio.

Los resultados de las pruebas estadísticas mostraron diferencias significativas en los tiempos de asignación y resolución ($p < 0.001$), así como en el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio ($p < 0.001$). En consecuencia, se acepta la hipótesis de investigación, concluyendo que el algoritmo propuesto tiene un impacto positivo en la eficiencia operativa del sistema.

CONCLUSIONES

En relación con la hipótesis general, que plantea que la implementación de un algoritmo de optimización mejora la eficiencia en la gestión de órdenes de servicio, los resultados obtenidos permitieron aceptar dicha hipótesis, sustentado en evidencia estadística significativa.

En primer lugar, respecto al tiempo de asignación, se evidenció una reducción significativa en el periodo posterior a la implementación del algoritmo. El promedio pasó de 2243.91 en el periodo previo a 571.47 en el periodo posterior, lo que representa una disminución aproximada del 74%. Asimismo, la prueba de Mann-Whitney mostró diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.001$), confirmando que el algoritmo mejora de manera sustancial la rapidez en la asignación de órdenes de servicio.

En segundo lugar, en cuanto al tiempo de resolución, se identificó una reducción significativa en el periodo posterior, pasando de un promedio de 10001.96 a 4262.74, lo que representa una mejora aproximada del 57%. La prueba de Mann-Whitney evidenció nuevamente diferencias significativas ($p < 0.001$), lo que permite concluir que la implementación del algoritmo contribuye de manera directa a la optimización del tiempo total de atención.

En tercer lugar, en relación con el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio, se observó una mejora significativa en el periodo posterior. En el periodo previo, solo 5 de 120 órdenes cumplieron con el SLA, mientras que en el periodo posterior 117 de 120 órdenes cumplieron con dicho criterio. La prueba de Chi-cuadrado confirmó la existencia de una relación significativa entre el periodo de evaluación y el cumplimiento del SLA ($\chi^2 = 209.125$; $p < 0.001$), evidenciando el impacto positivo del algoritmo en la calidad del servicio.

Por otro lado, en cuanto al costo operativo, no se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre los periodos analizados. El promedio del costo pasó de 442.74 en el periodo previo a 491.29 en el periodo posterior, y la prueba de Mann-Whitney mostró un valor de $p = 0.097$, lo que indica que no existe evidencia suficiente para afirmar una mejora en este indicador. Este resultado sugiere que el algoritmo está

orientado principalmente a la optimización de tiempos, sin un impacto directo en la reducción de costos en el corto plazo.

Asimismo, el análisis de correlación de Spearman evidenció una relación positiva fuerte entre el tiempo de asignación y el tiempo de resolución ($\rho = 0.841$; $p < 0.001$), lo que indica que una mejora en la asignación de órdenes influye directamente en la reducción del tiempo total de atención. De igual manera, se identificó una correlación negativa fuerte entre el cumplimiento de SLA y los tiempos operativos, lo que confirma que menores tiempos de atención se traducen en un mayor cumplimiento de los niveles de servicio.

En síntesis, los resultados estadísticos obtenidos permiten concluir que la implementación del algoritmo de optimización mejora significativamente la eficiencia en la gestión de órdenes de servicio, evidenciado en la reducción de los tiempos de asignación y resolución, así como en el incremento del cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio, aceptándose de esta manera la hipótesis planteada en la investigación.

RECOMENDACIONES

Se recomienda implementar de manera permanente el algoritmo de optimización en los procesos de gestión de órdenes de servicio, dado que se evidenció una reducción significativa en los tiempos de asignación (74%) y resolución (57%), así como una mejora sustancial en el cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (de 4.17% a 97.5%), con resultados estadísticamente significativos ($p < 0.001$).

Se sugiere priorizar la automatización de la etapa de asignación de órdenes, ya que el análisis de correlación evidenció una relación positiva fuerte entre el tiempo de asignación y el tiempo de resolución ($p = 0.841$; $p < 0.001$). Esto implica que cualquier mejora en la asignación impacta directamente en la eficiencia global del proceso, por lo que se recomienda integrar el algoritmo en los sistemas operativos institucionales para reducir tiempos de respuesta.

Se recomienda fortalecer el modelo incorporando variables adicionales que permitan optimizar también el componente económico, debido a que no se encontraron diferencias estadísticamente significativas en el costo operativo ($p = 0.097$). Para ello, se sugiere incluir factores como carga de trabajo del técnico, complejidad de la orden y disponibilidad de recursos, con el objetivo de lograr una optimización integral que incluya tanto tiempos como costos.

Se recomienda ajustar dinámicamente los niveles de SLA en función de la criticidad de las órdenes, utilizando reglas adaptativas basadas en la prioridad y el contexto operativo. Esto permitiría mejorar aún más la precisión del sistema en la evaluación del desempeño y fortalecer la toma de decisiones en la gestión del servicio.

Se sugiere ampliar el periodo de evaluación y aplicar el algoritmo en escenarios reales con mayor volumen de datos, con el fin de validar su comportamiento en condiciones operativas más complejas y garantizar la generalización de los resultados obtenidos en la presente investigación.

Se recomienda integrar el algoritmo con sistemas de información institucionales o plataformas de gestión empresarial, de modo que pueda operar en tiempo real y apoyar directamente la toma de decisiones, reduciendo la intervención manual y aumentando la eficiencia del sistema.

Se sugiere realizar futuras investigaciones orientadas a la incorporación de técnicas de inteligencia artificial, como aprendizaje automático o modelos predictivos, que permitan mejorar la precisión del algoritmo y adaptarlo dinámicamente a cambios en el entorno operativo.

Finalmente, se recomienda desarrollar mecanismos de monitoreo continuo basados en indicadores clave como tiempo de asignación, tiempo de resolución y cumplimiento de SLA, con el objetivo de evaluar el desempeño del sistema de manera permanente y garantizar la mejora continua de los procesos operativos.

Referencias bibliográficas

- Taha, H. A. (1987). Operations research: An introduction (4th ed.). Prentice Hall.
- Holland, J. H. (1975). Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison-Wesley.
- Michalewicz, Z. (1996). Genetic algorithms + data structures = evolution programs (3rd ed.). Springer.
- Davis, L. (1991). Handbook of genetic algorithms. Van Nostrand Reinhold.
- Papadimitriou, C. H., & Steiglitz, K. (1982). Combinatorial optimization: Algorithms and complexity. Prentice Hall.
- Ross, G. T., & Soland, R. M. (1975). A branch and bound algorithm for the generalized assignment problem. *Mathematical Programming*, 8(1), 91–103.
- Pentico, D. W. (2007). Assignment problems: A golden anniversary survey. *European Journal of Operational Research*, 176(2), 774–793. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.09.014>
- Cattrysse, D., & Van Wassenhove, L. (1992). A survey of algorithms for the generalized assignment problem. *European Journal of Operational Research*, 60(3), 260–272. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(92\)90077-M](https://doi.org/10.1016/0377-2217(92)90077-M)
- Cordeau, J. F., Laporte, G., Savelsbergh, M., & Vigo, D. (2010). Vehicle routing. In C. Barnhart & G. Laporte (Eds.), *Handbooks in operations research and management science* (Vol. 14, pp. 367–428). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0927-0507\(06\)14006-2](https://doi.org/10.1016/S0927-0507(06)14006-2)
- Farrell, M. J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, 120(3), 253–290. <https://doi.org/10.2307/2343100>

Chase, R. B. (1978). Where does the customer fit in a service operation? *Harvard Business Review*, 56(6), 137–142.

Fitzsimmons, J. A., & Fitzsimmons, M. J. (2006). *Service management: Operations, strategy, information technology* (5th ed.). McGraw-Hill.

Womack, J. P., Jones, D. T., & Roos, D. (1990). *The machine that changed the world*. MIT Press.

Womack, J. P., & Jones, D. T. (1996). *Lean thinking*. Simon & Schuster.

Goldratt, E. M. (1984). *The goal*. North River Press.

Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI). (2024). Estadísticas del sector servicios en el Perú. <https://www.inei.gob.pe>

Gobierno del Perú. (2023). Reporte económico regional Cusco. <https://www.gob.pe>

Cámara de Comercio del Cusco. (2023). Impacto del turismo en la economía regional. <https://www.camaracusco.org>

Mordor Intelligence. (2024). Field service management market report. <https://www.mordorintelligence.com>

IMARC Group. (2024). Latin America digital transformation market. <https://www.imarcgroup.com>

Salesforce. (2024). Field service management trends. <https://www.salesforce.com>

OverIT. (2024). Field service optimization insights. <https://www.overit.ai>

ANEXOS

Anexo 1

Matriz de consistencia.

Problema	Objetivo	Hipótesis	Variable	Dimensión	Indicador	Metodología
General ¿De qué manera el diseño de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio impacta en la eficiencia operativa de las empresas de servicios en Cusco, 2025?	General Determinar el impacto de la implementación de un algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio en la eficiencia operativa, mediante el análisis de indicadores de desempeño operativo.	H1: La implementación del algoritmo mejoró significativamente la eficiencia operativa. H0: No mejoró significativamente la eficiencia operativa.	VI: Algoritmo de optimización para la asignación de órdenes de servicio VD: Eficiencia operativa	VI: Función objetivo / Estrategia de búsqueda VD: Tiempo de ciclo / Cumplimiento SLA	Índice de eficiencia (0–1) / Tasa de factibilidad (%) Tiempo promedio de cierre (h) / % órdenes dentro del plazo	Tipo: Aplicada Enfoque: Cuantitativo Diseño: No experimental, longitudinal comparativo (pretest–posttest) Alcance: Correlacional–explicativo
Específico 1 ¿De qué manera la implementación del algoritmo influye en el tiempo de atención de las solicitudes?	Analizar la influencia del algoritmo en el tiempo de atención de las órdenes de servicio.	H1: Existe relación significativa entre el algoritmo y la reducción del tiempo de atención. H0: No existe relación significativa.	VD: Eficiencia operativa	Tiempo de ciclo del servicio	Tiempo promedio desde recepción hasta cierre satisfactorio (horas)	Técnica: Análisis de registros operativos (datos secundarios) Instrumento: Base de datos del sistema de gestión de órdenes
Específico 2 ¿Cuál es la relación entre la asignación optimizada y el nivel de utilización de recursos técnicos?	Evaluar la relación entre la asignación optimizada y la utilización de recursos técnicos disponibles.	H1: Existe relación significativa entre la asignación optimizada y la utilización de recursos. H0: No existe relación significativa.	VD: Eficiencia operativa	Productividad del recurso	Tasa de utilización de recursos técnicos asignados (%)	Población: Órdenes de servicio registradas durante 2025 Muestra: Censal — totalidad de registros PRE y POST implementación
Específico 3 ¿En qué medida el	Determinar el efecto del algoritmo en el	H1: Existe relación significativa entre el	VD: Eficiencia operativa	Cumplimiento del nivel de	% de órdenes atendidas dentro	

algoritmo contribuye al cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (SLA)? Específico 4 ¿Existen diferencias significativas en la eficiencia operativa antes y después de la implementación del algoritmo?	cumplimiento de los SLA en la atención de órdenes. Comparar los niveles de eficiencia operativa antes y después de la implementación del algoritmo.	algoritmo y el cumplimiento de los SLA. H0: No existe relación significativa. H1: Existen diferencias significativas entre ambos periodos. H0: No existen diferencias significativas.	VD: Eficiencia operativa	servicio Tiempo de ciclo / Cumplimiento SLA / Tasa de reprocesos	del plazo comprometido Comparación PRE vs POST: Mann-Whitney / Chi-cuadrado ($p < 0.001$)
---	--	--	---------------------------------	---	--

Anexo 2

Registro de datos procesados (50 registros)

task_name	scheduled_date	cost	priority_base	priority_score	technician	status	assigned_at	closed_at	created_at
PRE - Mantenimiento preventivo #001	13/01/2025 16:00	97	5	238.24	Técnico 1	culminado	12/01/2025 12:08	13/01/2025 11:20	11/01/2025 13:00
PRE - Reparación de equipo #002	9/01/2025 17:45	846	10	257.47	Técnico 2	culminado	9/01/2025 19:34	12/01/2025 02:27	8/01/2025 16:45
PRE - Mantenimiento preventivo #003	24/01/2025 16:00	588	1	240.76	Técnico 1	culminado	22/01/2025 05:35	23/01/2025 09:21	21/01/2025 14:00
PRE - Atención de incidencia #004	6/01/2025 21:30	634	3	251.58	Técnico 2	culminado	4/01/2025 07:50	8/01/2025 13:45	3/01/2025 17:30
PRE - Reparación de equipo #005	2/01/2025 10:45	90	9	245.4	Técnico 2	culminado	2/01/2025 02:22	4/01/2025 02:59	1/01/2025 10:45
PRE - Actualización de sistema #006	27/01/2025 14:00	586	8	242.37	Técnico 2	culminado	27/01/2025 12:35	31/01/2025 06:48	26/01/2025 14:00
PRE - Reparación de equipo #007	7/01/2025 12:30	345	7	247.1	Técnico 1	culminado	6/01/2025 10:02	10/01/2025 00:58	5/01/2025 12:30
PRE - Atención de incidencia #008	14/01/2025 18:15	239	6	241.03	Técnico 1	culminado	13/01/2025 19:13	14/01/2025 16:18	12/01/2025 15:15
PRE - Soporte técnico #009	12/01/2025 18:15	125	4	238.85	Técnico 2	culminado	10/01/2025 12:00	14/01/2025 06:48	9/01/2025 15:15
PRE - Cableado estructurado #010	25/01/2025 17:45	618	5	242.66	Técnico 2	culminado	24/01/2025 12:29	27/01/2025 05:25	23/01/2025 12:45
PRE - Cableado estructurado #011	17/01/2025 15:00	242	8	240.49	Técnico 1	culminado	16/01/2025 20:58	19/01/2025 04:37	16/01/2025 11:00
PRE - Cableado estructurado #012	26/01/2025 21:15	330	6	236.85	Técnico 1	culminado	25/01/2025 11:32	27/01/2025 04:54	24/01/2025 16:15
PRE - Soporte técnico #013	18/01/2025 11:00	375	10	243.55	Técnico 2	culminado	18/01/2025 04:42	21/01/2025 02:12	17/01/2025 11:00
PRE - Cableado estructurado #014	8/01/2025 22:30	84	8	241.83	Técnico 1	culminado	8/01/2025 12:04	11/01/2025 08:26	7/01/2025 17:30
PRE - Soporte técnico #015	29/01/2025 17:45	426	3	235.93	Técnico 2	culminado	27/01/2025 10:02	29/01/2025 01:40	26/01/2025 17:45
PRE - Soporte técnico #016	30/01/2025 14:15	159	1	229.19	Técnico 1	culminado	28/01/2025 03:39	30/01/2025 00:27	27/01/2025 14:15
PRE - Soporte técnico #017	16/01/2025 15:15	156	7	238.82	Técnico 1	culminado	15/01/2025 04:19	18/01/2025 04:06	14/01/2025 15:15
PRE - Soporte técnico #018	2/01/2025 17:15	225	8	247.65	Técnico 1	culminado	2/01/2025 02:47	3/01/2025 10:41	1/01/2025 16:15
PRE - Mantenimiento preventivo #019	29/01/2025 17:00	389	6	236.54	Técnico 1	culminado	28/01/2025 19:13	30/01/2025 13:37	27/01/2025 16:00
PRE - Actualización de sistema #020	9/01/2025 17:00	433	10	249.21	Técnico 1	culminado	9/01/2025 14:12	12/01/2025 06:24	8/01/2025 14:00
PRE - Reparación de equipo #021	24/02/2025 19:15	739	8	231.44	Técnico 1	culminado	24/02/2025 15:03	28/02/2025 10:40	23/02/2025 16:15
PRE - Configuración de software #022	11/02/2025 12:45	522	8	233.6	Técnico 2	culminado	11/02/2025 01:22	15/02/2025 11:41	10/02/2025 11:45
PRE - Actualización de sistema #023	13/02/2025 16:00	223	3	224.37	Técnico 2	culminado	11/02/2025 07:07	14/02/2025 10:19	10/02/2025 14:00
PRE - Actualización de sistema #024	22/02/2025 16:30	376	3	222.93	Técnico 1	culminado	20/02/2025 10:08	22/02/2025 00:03	19/02/2025 13:30

PRE - Instalación de red #025	11/02/2025 13:30	626	8	235.68	Técnico 2	culminado	10/02/2025 16:32	12/02/2025 00:14	10/02/2025 08:30
PRE - Soporte técnico #026	8/02/2025 11:15	296	5	229.23	Técnico 2	culminado	7/02/2025 02:17	9/02/2025 07:16	6/02/2025 10:15
PRE - Reparación de equipo #027	19/02/2025 14:30	596	3	228.83	Técnico 1	culminado	16/02/2025 21:41	19/02/2025 05:55	16/02/2025 09:30
PRE - Atención de incidencia #028	27/02/2025 18:30	137	7	217.45	Técnico 1	culminado	25/02/2025 21:14	28/02/2025 16:13	25/02/2025 13:30
PRE - Reparación de equipo #029	13/02/2025 15:30	210	7	225.91	Técnico 1	culminado	12/02/2025 15:28	14/02/2025 08:23	11/02/2025 15:30
PRE - Instalación de red #030	14/02/2025 14:00	192	4	223.7	Técnico 3	culminado	12/02/2025 04:42	16/02/2025 02:32	11/02/2025 09:00
PRE - Instalación de red #031	25/02/2025 13:00	641	6	228.08	Técnico 1	culminado	24/02/2025 05:44	25/02/2025 07:29	23/02/2025 12:00
PRE - Atención de incidencia #032	5/02/2025 15:00	226	4	228.88	Técnico 1	culminado	3/02/2025 02:38	4/02/2025 14:34	2/02/2025 15:00
PRE - Actualización de sistema #033	22/02/2025 16:30	364	6	224.04	Técnico 2	culminado	20/02/2025 19:33	22/02/2025 18:46	20/02/2025 13:30
PRE - Configuración de software #034	28/02/2025 14:45	342	6	220.6	Técnico 3	culminado	27/02/2025 03:38	1/03/2025 20:16	26/02/2025 09:45
PRE - Instalación de red #035	26/02/2025 19:30	823	6	231.22	Técnico 1	culminado	25/02/2025 06:29	1/03/2025 09:46	24/02/2025 15:30
PRE - Instalación de red #036	4/02/2025 09:45	608	7	238.37	Técnico 2	culminado	3/02/2025 05:04	6/02/2025 16:57	2/02/2025 08:45
PRE - Soporte técnico #037	12/02/2025 11:15	767	9	238.45	Técnico 2	culminado	12/02/2025 06:58	14/02/2025 03:54	11/02/2025 08:15
PRE - Atención de incidencia #038	28/02/2025 15:30	118	5	215.67	Técnico 2	culminado	27/02/2025 13:41	3/03/2025 01:01	26/02/2025 15:30
PRE - Mantenimiento preventivo #039	3/02/2025 21:00	677	5	239.35	Técnico 2	culminado	2/02/2025 16:06	5/02/2025 16:36	1/02/2025 16:00
PRE - Actualización de sistema #040	27/02/2025 16:30	165	3	216.21	Técnico 1	culminado	25/02/2025 07:58	1/03/2025 02:30	24/02/2025 16:30
PRE - Reparación de equipo #041	28/03/2025 20:00	475	10	211.06	Técnico 1	culminado	27/03/2025 22:02	31/03/2025 07:15	27/03/2025 16:00
PRE - Cableado estructurado #042	15/03/2025 19:45	81	3	206.53	Técnico 1	culminado	13/03/2025 17:20	16/03/2025 11:51	12/03/2025 14:45
PRE - Mantenimiento preventivo #043	21/03/2025 15:45	583	8	215.82	Técnico 1	culminado	20/03/2025 20:15	24/03/2025 19:52	20/03/2025 11:45
PRE - Configuración de software #044	8/03/2025 13:15	848	7	227.17	Técnico 1	culminado	6/03/2025 19:40	9/03/2025 17:12	6/03/2025 08:15
PRE - Cableado estructurado #045	19/03/2025 14:30	462	2	211.7	Técnico 1	culminado	16/03/2025 21:02	20/03/2025 19:14	16/03/2025 12:30
PRE - Instalación de red #046	25/03/2025 15:15	827	6	217.8	Técnico 3	culminado	23/03/2025 21:31	26/03/2025 14:26	23/03/2025 14:15
PRE - Actualización de sistema #047	10/03/2025 13:15	148	2	209.92	Técnico 2	culminado	8/03/2025 10:26	11/03/2025 13:08	7/03/2025 08:15
PRE - Atención de incidencia #048	12/03/2025 20:15	212	5	211.55	Técnico 3	culminado	11/03/2025 05:36	12/03/2025 14:35	10/03/2025 17:15

Anexo 3

Algoritmo implementado en PHP.

```
<?php

class UPLP_Order_Service_Algorithm
{
    private float $weightPriority = 0.60;
    private float $weightCost = 0.20;
    private float $weightUrgency = 0.20;

    public function calculatePriorityScore($priorityBase, $cost, $scheduledDate): float
    {
        $priorityBase = (float) $priorityBase;
        $cost = (float) $cost;

        $normalizedPriority = $this->normalize($priorityBase, 1, 10);
        $normalizedCost = $this->normalize($cost, 0, 1000);
        $urgencyFactor = $this->calculateUrgencyFactor($scheduledDate);

        $priorityScore =
            ($normalizedPriority * $this->weightPriority) +
            ($normalizedCost * $this->weightCost) +
            ($urgencyFactor * $this->weightUrgency);
    }
}
```

```
return round($priorityScore, 4);
}

private function calculateUrgencyFactor($scheduledDate): float
{
    if (empty($scheduledDate)) {
        return 0;
    }

    $today = new DateTime();
    $schedule = new DateTime($scheduledDate);

    $daysToSchedule = (int) $today->diff($schedule)->format('%r%a');

    if ($daysToSchedule < 0) {
        return 1;
    }

    return round(1 / (1 + $daysToSchedule), 4);
}

private function normalize($value, $min, $max): float
{
    if ($max == $min) {
        return 0;
    }
}
```

```

    }

    $normalized = ($value - $min) / ($max - $min);

    return max(0, min(1, $normalized));
}

public function run()
{
    global $wpdb;

    $table = $wpdb->prefix . 'uplp_os_tasks';

    $orders = $wpdb->get_results("
        SELECT *
        FROM {$table}
        WHERE status IN ('pendiente', 'pending', ")
        ORDER BY scheduled_date ASC
    ");

    if (empty($orders)) {
        return [
            'success' => false,
            'message' => 'No existen órdenes pendientes para procesar.'
        ];
    }
}

```



```
}

foreach ($orders as $order) {

    $priorityScore = $this->calculatePriorityScore(

        $order->priority_base,

        $order->cost,

        $order->scheduled_date

    );

    $wpdb->update(

        $table,

        [

            'priority_score' => $priorityScore

        ],

        [

            'id' => $order->id

        ],

        [

            '%f'

        ],

        [

            '%d'

        ]

    );

}
```

```
$prioritizedOrders = $wpdb->get_results("

    SELECT *

    FROM {$table}

    WHERE status IN ('pendiente', 'pending', ")

    ORDER BY priority_score DESC, scheduled_date ASC

");

return [

    'success' => true,

    'message' => 'Algoritmo ejecutado correctamente.',

    'orders' => $prioritizedOrders

];

}

public function assignTechnicians(array $technicians = [])

{

    global $wpdb;

    $table = $wpdb->prefix . 'uplp_os_tasks';

    if (empty($technicians)) {

        $technicians = [

            'Técnico 1',

            'Técnico 2',
```

```

        'Técnico 3'

    ];

}

$orders = $wpdb->get_results("

    SELECT *

    FROM {$table}

    WHERE status IN ('pendiente', 'pending', ")

    ORDER BY priority_score DESC, scheduled_date ASC

");

if (empty($orders)) {

    return false;

}

$index = 0;

foreach ($orders as $order) {

    $technician = $technicians[$index % count($technicians)];

    $assignedAt = current_time('mysql');

    $createdAt = !empty($order->created_at)

        ? new DateTime($order->created_at)

        : new DateTime($assignedAt);

```

```

$assignedDate = new DateTime($assignedAt);

$assignmentTime = ($assignedDate->getTimestamp() - $createdAt->getTimestamp()) / 3600;

$wpdb->update(
    $table,
    [
        'technician' => $technician,
        'status' => 'asignado',
        'assigned_at' => $assignedAt,
        'assignment_time' => round($assignmentTime, 2)
    ],
    [
        'id' => $order->id
    ],
    [
        '%s',
        '%s',
        '%s',
        '%f'
    ],
    [
        '%d'
    ]
]

```

```
);

    $index++;
}

return true;
}

public function closeOrder($orderId)
{
    global $wpdb;

    $table = $wpdb->prefix . 'uplp_os_tasks';

    $order = $wpdb->get_row(
        $wpdb->prepare("SELECT * FROM {$table} WHERE id = %d", $orderId)
    );

    if (!$order) {
        return false;
    }

    $closedAt = current_time('mysql');

    $createdAt = new DateTime($order->created_at);
```

```

$closedDate = new DateTime($closedAt);

$resolutionTime = ($closedDate->getTimestamp() - $createdAt->getTimestamp())
/ 3600;

$slaHours = 6000;

$slaCompliance = ($resolutionTime <= $slaHours) ? 1 : 0;

$wpdb->update(
    $table,
    [
        'status' => 'culminado',
        'closed_at' => $closedAt,
        'resolution_time' => round($resolutionTime, 2),
        'sla_hours' => $slaHours,
        'sla_compliance' => $slaCompliance
    ],
    [
        'id' => $orderId
    ],
    [
        '%s',
        '%s',
        '%f',
        '%f',
    ]
);

```

```
        '%d'  
    ],  
    [  
        '%d'  
    ]  
);  
  
    return true;  
}  
}
```