Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América
Facultad de Ingeniería Industrial
Escuela Profesional de Ingeniería Industrial

Impacto del business intelligence en la eficiencia operativa de la logística de última milla: sector telecomunicaciones, Lima, 2024

TESIS

Para optar el Título Profesional de Ingeniero Industrial

AUTOR

Guisseppe David Fabricio GARRIDO DAZA

ASESOR

Mg. Néstor SANTOS JIMÉNEZ

Lima, Perú

2026



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Garrido, G. (2026). *Impacto del business intelligence en la eficiencia operativa de la logística de última milla: sector telecomunicaciones, Lima, 2024*. [Tesis de pregrado, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Industrial, Escuela Profesional de Ingeniería Industrial]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios

Datos de autor	
Nombres y apellidos	Guisseppe David Fabricio Garrido Daza
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	74389118
URL de ORCID	https://orcid.org/0009-0000-2127-7373
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	Néstor Santos Jiménez
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	25543241
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0002-6377-2863
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres y apellidos	Víctor Esteban Beltrán Saravia
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	07638075
Miembro del jurado 1	
Nombres y apellidos	Wiler Arturo Ponce Benites
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	08814283
Miembro del jurado 2	
Nombres y apellidos	Elías German Acero Navarro
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	09669211
Datos de investigación	

Línea de investigación	9. Gestión organizacional sostenible. ODS 12: Producción y consumo responsables. C.17.0.9
Grupo de investigación	No aplica
Agencia de financiamiento	Sin financiamiento
Ubicación geográfica de la investigación	Edificio: Universidad Nacional Mayor de San Marcos País: Perú Departamento: Lima Provincia: Lima Distrito: Cercado de Lima Calle: Calle Germán Amézaga N° 375 Latitud: -12.0577 Longitud: -77.0804
Año o rango de años en que se realizó la investigación	Enero 2024 - junio 2024
URL de disciplinas OCDE	Ingeniería industrial https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.11.04 Ingeniería de sistemas y comunicaciones https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#2.02.04

UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS
Universidad del Perú, Decana de América

FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

VICEDECANATO ACADÉMICO

ACTA DE SUSTENTACIÓN Nº037-VDAP-FII-2026

SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO INDUSTRIAL

El Jurado designado por la Facultad de Ingeniería Industrial, reunido en acto público en el Auditorio de la Facultad de Ingeniería Industrial, el día **viernes 04 de septiembre de 2026**, a las 15:00 horas, dio inicio a la sustentación de la tesis:

"IMPACTO DEL BUSINESS INTELLIGENCE EN LA EFICIENCIA OPERATIVA DE LA LOGÍSTICA DE ÚLTIMA MILLA: SECTOR TELECOMUNICACIONES, LIMA, 2024"

Que presenta el Bachiller:

GUISSEPPE DAVID FABRICIO GARRIDO DAZA

Para optar el Título Profesional de Ingeniero Industrial en la Modalidad: **Ordinaria.**

Luego de la exposición, absueltas las preguntas del Jurado y siendo las 16:00 horas se procedió a la evaluación secreta, habiendo sido APROBADO por UNANIMIDAD con la calificación promedio de DIECISIETE, lo cual se comunicó públicamente.

Lima, 04 de septiembre del 2026

MG. VÍCTOR ESTEBAN BELTRÁN SARAVIA
Presidente

MG. ELÍAS GERMÁN ACERO NAVARRO
Miembro

ING. WILER ARTURO PONCE BENITES
Miembro

MG. Néstor Santos JIMÉNEZ
Asesor

DR. JULIO ALEJANDRO SALAS BACALLA
Vicedecano Académico – FII

UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS
Universidad del Perú, Decana de América

CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo, **MG.SANTOS JIMÉNEZ, NÉSTOR** en mi condición de asesor acreditado con el **DICTAMEN N° 042-EPII-FII-2026** de la tesis, cuyo título es **IMPACTO DEL BUSINESS INTELLIGENCE EN LA EFICIENCIA OPERATIVA DE LA LOGÍSTICA DE ÚLTIMA MILLA: SECTOR TELECOMUNICACIONES, LIMA, 2024**, presentado por el bachiller **GARRIDO DAZA, GUISSEPPE DAVID FABRICIO** para optar el **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO INDUSTRIAL**, CERTIFICO que se ha cumplido con lo establecido en la Directiva de Originalidad y de Similitud de Trabajos Académicos, de Investigación y Producción Intelectual. Según la revisión, análisis y evaluación mediante la plataforma PIDS, el documento evaluado cuenta con el **7%** de similitud, nivel **PERMITIDO** para continuar con los trámites correspondientes y para su **publicación en el repositorio institucional.**

Se emite el presente certificado en cumplimiento de lo establecido en las normas vigentes, como uno de los requisitos para la obtención del Título Profesional de Ingeniero Industrial.

Lima, 22 de septiembre del 2026



Firma del Asesor
Nombres y Apellidos del asesor: **NÉSTOR SANTOS JIMÉNEZ**
DNI: **25543241**

DEDICATORIA

A mis padres y a mi novia, por su apoyo incondicional y por ser el motor que impulsó la culminación de esta etapa profesional. A mi abuelo, por sus enseñanzas y por ser una fuente de inspiración constante en mi vida.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a la Universidad Nacional Mayor de San Marcos y a la Facultad de Ingeniería Industrial por la formación recibida. Asimismo, expreso mi gratitud a mi asesor, el Ing. Santos, por su orientación y valiosos comentarios que permitieron la mejora constante de este trabajo. Finalmente, agradezco a mis compañeros y amigos que me acompañaron durante este proceso.

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN i

ABSTRACT ii

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN 1

1.1. Visión general del estudio 1

1.2. Planteamiento del problema 2

1.2.1. Determinación del problema 2

1.2.2. Formulación del problema 8

1.3. Objetivos 8

1.3.1. Objetivo principal 8

1.3.2. Objetivos secundarios 9

1.4. Importancia y alcance de la investigación 9

1.4.1. Importancia de la investigación 9

1.4.2. Alcance de la investigación 10

1.5. Limitaciones de la investigación 11

CAPÍTULO II: REVISIÓN DE LITERATURA 13

2.1. Marco teórico 13

2.2. Antecedentes del estudio 13

2.2.1. Antecedentes del Business Intelligence 13

2.2.2. Estudios de investigación anteriores 15

2.3. Bases teóricas 16
2.3.1. Business Intelligence y la toma de decisiones basada en datos 17
2.3.2. El nexo entre la Ingeniería Industrial y el Business Intelligence 17
2.3.3. Aplicación de BI en la optimización de la cadena de suministro y la última milla 21
2.3.4. Herramientas de BI: dashboards 23
2.3.5. Modelo Conceptual de la investigación 23
2.4. Definición de términos 24
CAPÍTULO III: HIPÓTESIS Y VARIABLES 27
3.1. Hipótesis 27
3.1.1. Hipótesis principal 27
3.1.2. Hipótesis secundarias 27
3.2. Variables 28
3.2.1. Variable independiente (VI) 28
3.2.2. Variables dependientes (VD) 28
3.3. Operacionalización de las variables 29
3.4. Matriz de consistencia 31
CAPÍTULO IV: MATERIALES Y MÉTODOS 33
4.1. Área de estudio 33
4.2. Tipo y diseño de investigación 33

4.3. Población y muestra 35
4.4. Procedimientos, técnicas e instrumentos 36
4.4.1. Procedimiento de recolección de datos 37
4.4.2. Técnicas e instrumentos de recolección de datos 37
4.4.3. Procedimiento de diseño de la solución de BI 39
4.4.4. Lógica de medidas DAX para indicadores clave 42
4.4.5. Visualización (Dashboards) 45
4.4.6. Control de calidad de los datos 45
4.5. Análisis estadístico 46
4.5.1. Software utilizado 46
4.5.2. Técnicas de análisis de datos 47
CAPÍTULO V: RESULTADOS 49
5.1. Introducción a los resultados 49
5.2. Descripción de los datos recolectados 50
5.2.1. Características de la población estudiada 50
5.2.2. Visualización de la gestión operativa (Dashboards) 50
5.3. Comparación descriptiva pre y post implementación de BI 54
5.3.1 . Eficiencia en la capacidad de la flota 54
5.3.2. Puntualidad de las entregas (on time) 55
5.3.3. Reducción de costos operativos 56

5.4. Análisis estadístico inferencial (prueba de hipótesis) 57

5.4.1. Prueba de hipótesis 1: Eficiencia de la flota (H2) 58

5.4.2. Prueba de hipótesis 2: Puntualidad / on time (H3) 59

5.4.3. Prueba de Hipótesis 3: Costos operativos (H4) 60

CAPÍTULO VI: DISCUSIÓN 63

6.1. Interpretación general de los resultados 63

6.1.1 Confirmación de la hipótesis principal 63

6.1.2 Cumplimiento de los objetivos secundarios 64

6.2. Comparación con estudios previos 65

6.3. Limitaciones del estudio 66

6.4. Implicaciones prácticas 67

6.5. Implicancia para futuros estudios 68

CAPÍTULO VII: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 70

7.1. Conclusiones 70

7.2. Recomendaciones 71

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 72

ANEXOS 78

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Síntesis del rol del BI en la Ingeniería Industrial..... 20

Tabla 2 Definición operacional..... 30

Tabla 3 Matriz de consistencia 31

Tabla 4 Herramientas de recolección de datos 38

Tabla 5 Diccionario técnico de variables..... 38

Tabla 6 Software utilizado en la investigación y sus aplicaciones específicas..... 46

Tabla 7 Técnicas de análisis estadístico por variable 48

Tabla 8 Comparativo de eficiencia promedio (Pedidos/Motorizado)..... 54

Tabla 9 Comparativo de puntualidad (% on time)..... 55

Tabla 10 Comparativo de costo unitario por pedido entregado (S/)..... 56

Tabla 11 Resumen de resultados de la prueba t para muestras independientes..... 58

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Proceso de entrega exprés de chips(*) 3

Figura 2 Síntesis del problema estratégico logístico 5

Figura 3 Diagrama Ishikawa- Causas de baja eficiencia operativa de la flota de delivery 7

Figura 4 Modelo conceptual del impacto del BI en la gestión de última milla 24

Figura 5 *Modelo de variables de la investigación* 29

Figura 6 Diagrama de flujo del diseño metodológico cuasiexperimental (Pre-Post) ... 35

Figura 7 Diagrama de Gantt del cronograma de la investigación 36

Figura 8 Diagrama de flujo ETL 41

Figura 9 Algoritmo DAX para la medición de tiempos operativos de última milla 42

Figura 10 Algoritmo DAX de segmentación binaria del on time 43

Figura 11 Medida DAX del on time 44

Figura 12 Medida DAX para el costo unitario 44

Figura 13 Dashboard uso de capacidad (*) 51

Figura 14 Dashboard costos operativos 52

Figura 15 Dashboard on time (*) 53

Figura 16 Promedio de pedidos atendidos por motorizado 55

Figura 17 On time mensual 56

Figura 18 Costo unitario por pedido (S/) 57

Figura 19 Diagrama de caja de eficiencia de la flota (Pre-BI vs. Post-BI) 59

Figura 20 Diagrama de caja de puntualidad on time (Pre-BI vs. Post-BI) 60

Figura 21 Diagrama de caja de costo unitario por pedido entregado (Pre-BI vs. Post-BI) 61

RESUMEN

El presente estudio evalúa el impacto de la implementación de herramientas de Business Intelligence (BI) en la gestión operativa de la flota de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima Metropolitana. Su objetivo principal fue determinar en qué medida el BI aumenta la eficiencia en el uso de la capacidad de la flota, mejora la puntualidad en las entregas (on time) y reduce los costos operativos asociados al servicio brindado.

Metodológicamente, se optó por un enfoque cuantitativo de diseño cuasiexperimental. Se examinó un histórico de 175 jornadas de trabajo, segmentadas en 89 días previos a la mejora y 86 días posteriores a la misma. La intervención consistió en implementar tableros de control, entendidos como interfaces visuales que conectan al usuario con el procesamiento de datos (**dashboards**), para una toma de decisiones basada en el cierre de los días previos.

Los resultados, validados mediante la prueba t de Student, evidenciaron mejoras estadísticamente significativas: la eficiencia operativa aumentó, optimizando la asignación de carga por motorizado; la puntualidad (on time) experimentó una mejora drástica, pasando de un promedio de 83.5% a 96.6%; y los costos operativos unitarios mostraron una reducción del 12% ,confirmando una tendencia de ahorro financiero.

Se concluye que el BI es una herramienta eficaz para transitar de una gestión reactiva a una planificación diaria informada, eliminando los puntos ciegos operativos y garantizando el cumplimiento de la promesa de servicio.

Palabras clave: Business Intelligence, logística de última milla, eficiencia operativa, on time, reducción de costos.

ABSTRACT

This study evaluates the impact of implementing Business Intelligence (BI) tools on the operational management of the delivery fleet of a telecommunications company in Metropolitan Lima. Its main objective was to determine to what extent BI increases efficiency in the use of fleet capacity, improves delivery punctuality (on time), and reduces operational costs associated with the service provided.

Methodologically, a quantitative approach with a quasi-experimental design was chosen. A history of 175 workdays was examined, segmented into 89 days prior to the improvement and 86 days post-implementation. The intervention consisted of implementing control boards, understood as visual interfaces that connect the user with data processing (dashboards), to support decision-making based on the losing data of previous days.

The results, validated using Student's t-test, showed statistically significant improvements: operational efficiency increased, optimizing workload allocation per driver; punctuality (on time) experienced a drastic improvement, rising from an average of 83.5% to 96.6%; and unit operational costs showed a 12% reduction, confirming a financial saving trend.

It is concluded that BI is an effective tool for transitioning from reactive management to informed daily planning, eliminating operational blind spots and ensuring compliance with the service promise.

Keywords: Business Intelligence, last-mile logistics, operational efficiency, on time, cost reduction.

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1.1. Visión general del estudio

En el dinámico y competitivo sector de las telecomunicaciones, la experiencia del cliente se ha convertido en un diferenciador clave. La agilidad en la entrega de productos, como los chips para las líneas móviles, no es solo un valor añadido, sino una ventaja competitiva para ganar la preferencia del consumidor moderno. En este contexto, la última milla (el tramo final de entrega de productos al cliente) se vuelve un campo de batalla crítico para ganar y retener la preferencia del cliente.

El presente estudio se centra en la optimización del servicio de delivery exprés de chips de una empresa de telecomunicaciones con sede en Lima y más de 15 años de presencia en el mercado peruano. La empresa se especializa en ofrecer soluciones integrales en comunicaciones y tecnología de la información, y en los últimos tres años ha expandido sus operaciones hacia el servicio de delivery para aumentar los canales de entrega.

El servicio exprés de chips consiste en la entrega rápida de tarjetas SIM a los clientes. A diferencia de los servicios tradicionales de delivery, donde los pedidos se despachan desde un centro de distribución o almacén central, en este caso (servicio exprés) cada motorizado cuenta con un stock de chips. Esto permite a la empresa agilizar el proceso de entrega, eliminando tiempos de espera asociados al desplazamiento del motorizado hacía el almacén central para recoger el producto, lo que mejora la eficiencia del servicio.

El estudio evalúa la implementación de herramientas de Business Intelligence (BI) para mejorar la gestión operativa de la flota de motorizados encargada del delivery. Se analiza cómo el BI ayuda a optimizar la asignación de recursos, mejorar la puntualidad en las entregas (on time), y reducir los costos operativos asociados con la entrega de pedidos.

1.2. Planteamiento del problema

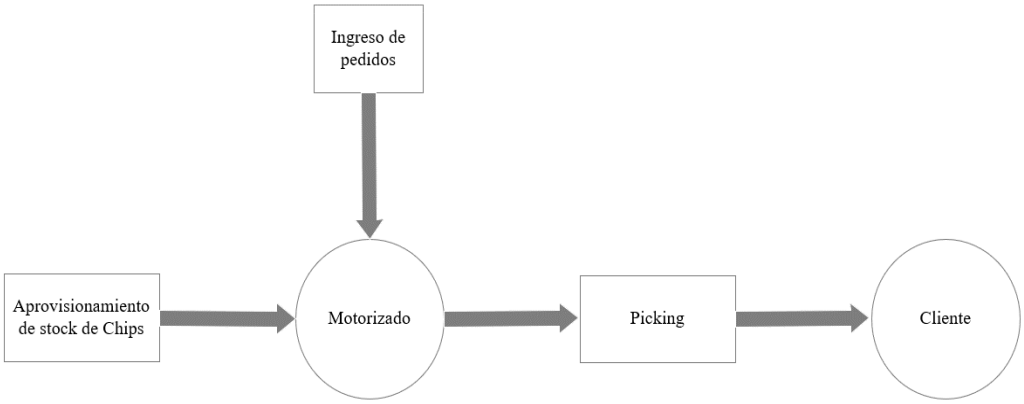
1.2.1. Determinación del problema

La empresa en estudio, que opera en el sector de las telecomunicaciones, se especializa en proporcionar soluciones integrales en comunicaciones y tecnología de la información. Con una presencia sólida en el mercado peruano por más de 15 años al cierre del año 2024, ha expandido sus servicios al área de última milla o delivery durante los últimos tres años.

En la Figura 1 se muestra el proceso básico de entrega exprés de chips (servicio exprés), subrayando las diferencias con respecto a los servicios tradicionales de delivery. En este modelo exprés, cada motorizado lleva un determinado stock de chips, eliminando así la necesidad de despachar el pedido desde un centro de distribución, lo que permite una atención más rápida y eficiente.

Figura 1

Proceso de entrega exprés de chips(*)



(*)*El proceso de picking consiste en escanear la serie del chips y vincular dicha serie con el pedido del cliente.*

Nota. Elaboración propia.

Además, la empresa de telecomunicaciones ha logrado destacarse por su innovación constante y adaptación a las tendencias del mercado, lo que le ha permitido expandir su cartera de servicios más allá de las telecomunicaciones tradicionales. En ese sentido, su enfoque se centra en la satisfacción del cliente; para ello, ha desarrollado una red de soporte técnico y logístico personalizado, asegurando una experiencia de usuario óptima. Asimismo, su incursión en el servicio de última milla refleja su compromiso con la excelencia operativa y la expansión estratégica de sus operaciones, adaptándose a las necesidades de distribución mucho más rápidas en un mercado en constante evolución.

Dicha expansión logística responde a una necesidad estratégica, en un contexto sectorial de altísima competitividad. El mercado peruano de telecomunicaciones, si bien muestra un crecimiento sostenido, se caracteriza por su madurez, superando los 41

millones de líneas móviles activas al primer semestre de 2024 (OSIPTEL, 2024). En un mercado tan saturado, la captación de nuevos clientes se vuelve secundario, forzando a los operadores a enfocar sus recursos en la retención y a brindar un servicio diferenciado, donde la logística juega un rol muy importante.

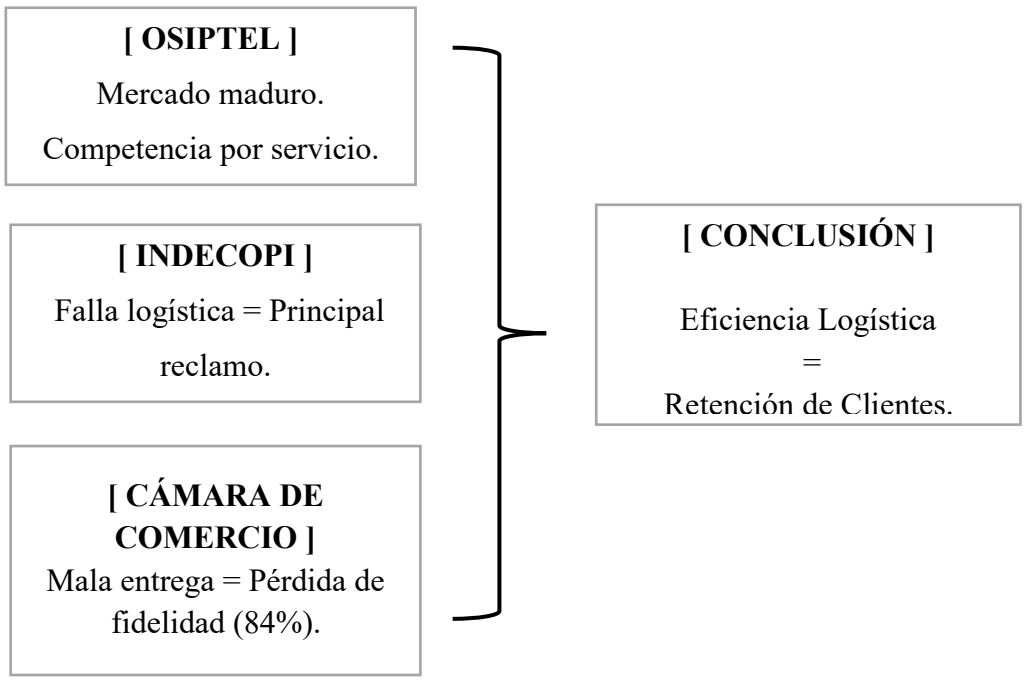
En este escenario, la diferenciación competitiva se ha desplazado del producto o el precio hacia la calidad de la experiencia de servicio. Dentro de esta experiencia, la logística de última milla se ha consolidado como el punto de fricción más crítico y visible para el consumidor. Una falla en la entrega anula la percepción de calidad del resto del proceso. Esto se evidencia en reportes de la industria, como los de INDECOPI (2023), que señalan que un alto y persistente porcentaje de los reclamos en comercio electrónico están directamente ligados a demoras e incumplimientos en la entrega.

El impacto de esta falla logística no es trivial, sino que tiene una consecuencia económica directa y severa. Más aún, la Cámara de Comercio de Lima (CCL) cuantifica este riesgo: estudios recientes señalan que una mala experiencia en el delivery es un factor decisivo para que un 84% de los consumidores peruanos decidan no volver a comprar en una tienda (CCL, 2023). Por lo tanto, la optimización de la última milla trasciende la ingeniería de operaciones y se convierte en un pilar fundamental para la fidelización del cliente y la sostenibilidad de los ingresos de la empresa.

Así, la eficiencia logística no es solo un objetivo de reducir costos, sino un pilar estratégico de retención de clientes, tal como se puede apreciar en la Figura 2.

Figura 2

Síntesis del problema estratégico logístico



Nota. Elaboración propia

La empresa de telecomunicaciones se enfrenta a numerosos desafíos en la gestión de su flota de motorizados (conjunto organizado de motocicletas gestionado por una empresa) destinada a los servicios de delivery. La entrega puntual de productos (on time) como teléfonos móviles, tarjetas SIM y accesorios es crucial para mantener la satisfacción del cliente y la competitividad en el mercado. Sin embargo, la empresa, antes de la mejora propuesta, se encuentra con varias dificultades que afectan la eficiencia de sus operaciones de última milla.

En ese sentido, la variabilidad en la demanda de entregas representa un problema significativo. La demanda de pedidos no es constante y varía en función de los distritos, zonas geográficas y la hora del día. Esto genera una discordancia entre la capacidad de la flota de motorizados disponible y la demanda real de pedidos, lo que

lleva a la subutilización o sobrecarga de los recursos. Por ejemplo, en algunas zonas o durante ciertos horarios, puede haber un exceso de motorizados con pocos pedidos para entregar, mientras que en otras situaciones puede haber una demanda excesiva que supera la capacidad disponible, resultando en retrasos en las entregas.

Asimismo, la empresa enfrenta dificultades críticas en el análisis de datos. La gestión operativa se basa en reportes manuales, lo que genera una desconexión causal directa con los bajos indicadores. Esta falta de un sistema de BI robusto impacta la operación de la siguiente manera:

Ineficiencia en la asignación de motorizados (utilización de flota): Sin visibilidad de la demanda histórica por zona, la asignación de motorizados se vuelve intuitiva. Esto genera subutilización de la flota (motorizados ociosos en zonas de baja demanda) o sobrecarga (falta de motorizados en zonas de alta demanda), impactando directamente la eficiencia de la flota.

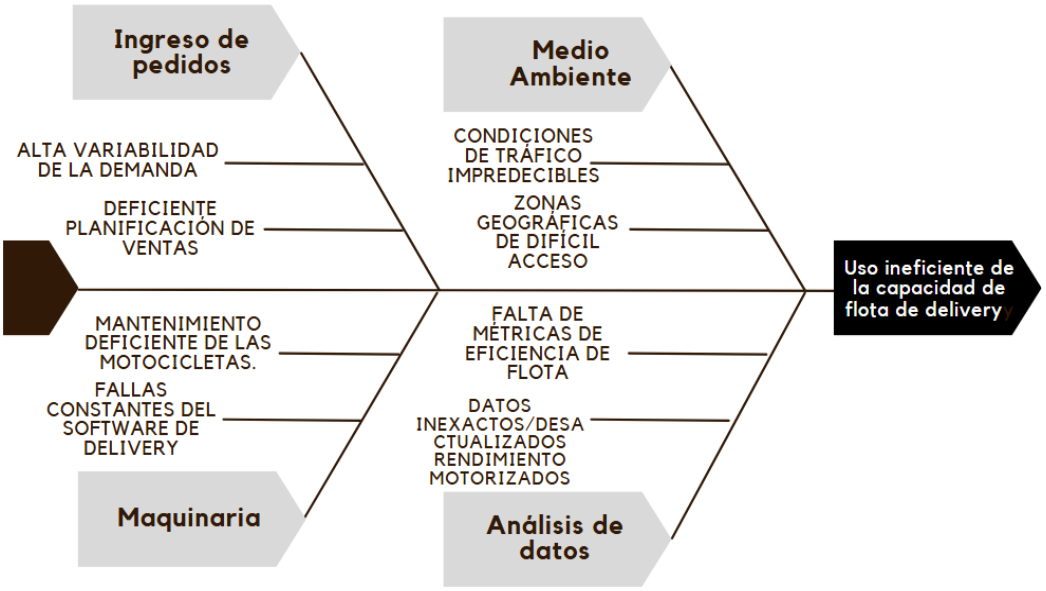
Pérdida de trazabilidad (tiempos de asignación): Cuando un pedido se retrasa, identificar la causa raíz es un proceso manual y lento. La falta de BI impide una trazabilidad ágil del estado del pedido (ej. programado, despachado, entregado), elevando los tiempos de respuesta al cliente y afectando negativamente el on time.

Imposibilidad de controlar el desempeño y costos: Sin métricas claras ni dashboards, los supervisores no pueden medir objetivamente el rendimiento de la flota ni el costo por entrega. Esto llevó a la situación inicial donde solo se alcanzaba un 82% de entregas a tiempo (on time), un indicador deficiente que la gestión tradicional no lograba identificar ni corregir eficazmente.

Esta deficiencia en el rendimiento representaba un riesgo significativo y una clara oportunidad de mejora. Las causas subyacentes de este problema se resumen en el Diagrama de Ishikawa que se presenta a continuación en la Figura 3.

Figura 3

Diagrama Ishikawa- Causas de baja eficiencia operativa de la flota de delivery



Nota. Elaboración propia.

De esta manera, la implementación del BI ofrece una solución prometedora para estos problemas. A través del análisis avanzado de datos y la visualización de información de manera gráfica y versátil, la empresa puede planificar y optimizar la asignación de recursos; y mejorar la capacidad de respuesta frente a cambios en la demanda. Sin embargo, es fundamental realizar una investigación para evaluar el impacto de estas herramientas en la eficiencia de la flota, on time de las entregas y la reducción de costos operativos, principalmente en los costos asociados a los operadores logísticos.

1.2.2. Formulación del problema

- **Problema principal**

  ¿En qué medida la implementación de Business Intelligence aumenta la eficiencia de la flota, mejora la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos del servicio de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima, 2024?

- **Problemas secundarios**

a. ¿Cuál es la situación inicial en la operación de última milla antes de la implementación del Business Intelligence?
b. ¿De qué manera el diseño e implementación de una solución de Business Intelligence permite gestionar la logística de última milla?
c. ¿En qué medida la implementación del Business Intelligence impacta en la productividad de la flota de motorizados?
d. ¿En qué medida la implementación del Business Intelligence impacta en la puntualidad de las entregas (on time)?
e. ¿En qué medida la implementación del Business Intelligence impacta en los costos operativos del servicio?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo principal

Determinar en qué medida la implementación de Business Intelligence aumenta la eficiencia de la flota, mejora la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos del servicio de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima, 2024.

1.3.2. Objetivos secundarios

a. Diagnosticar la situación inicial de la operación de última milla antes de la implementación del Business Intelligence.
b. Diseñar e implementar una solución de Business Intelligence para la gestión de la logística de última milla.
c. Evaluar el impacto de la implementación del Business Intelligence en la productividad de la flota de motorizados.
d. Medir el impacto de la implementación del Business Intelligence en la puntualidad de las entregas (on time).
e. Analizar el impacto de la implementación del Business Intelligence en los costos operativos del servicio.

1.4. Importancia y alcance de la investigación

1.4.1. Importancia de la investigación

Desde una **perspectiva académica**, este estudio contribuye de manera significativa al campo de la gestión de operaciones. Si bien la aplicación de BI se ha estudiado de forma exhaustiva en sectores como el comercio electrónico y la manufactura, la literatura existente presenta un vacío notable en su aplicación a modelos logísticos específicos como el 'delivery exprés con stock en ruta'. Por ello, esta investigación aporta nuevos conocimientos al analizar el impacto del BI en este contexto particular dentro del sector de telecomunicaciones peruano. Los hallazgos no solo enriquecen los marcos teóricos sobre la eficiencia operativa, sino que también ofrecen un caso de estudio práctico y detallado en un área de la logística de última milla que ha sido poco explorada.

Desde el enfoque de la Ingeniería Industrial, este trabajo se fundamenta en su vinculación directa con los pilares de la carrera(la optimización de procesos, la maximización de la productividad y la gestión estratégica de costos). La investigación se centra en maximizar la productividad de los recursos y asegurar la sostenibilidad financiera mediante el control de los costos. Un punto clave es que se reivindica la labor del ingeniero industrial como el responsable de estructurar sistemas de información para la toma de decisiones. Tal como se profundizará en el marco teórico, el ingeniero no actúa simplemente como un consumidor de reportes de BI, sino como el estratega que convierte las variables del proceso logístico en indicadores clave de desempeño (como la eficiencia y el on time) para impulsar la mejora continua**.**

En el plano práctico, este estudio genera un beneficio tangible para la competitividad de las compañías de telecomunicaciones, las cuales se desenvuelven en un mercado de alta competencia. La utilidad del BI para procesar grandes flujos de datos y generar conocimientos accionables (insights) resulta vital para superar los obstáculos del sector (Chaudhuri, Dayal, & Narasayya, 2011). Mediante estas herramientas, las organizaciones logran optimizar el despliegue de sus flotas, elevar los niveles de puntualidad y recortar gastos críticos en rubros como combustible, mantenimiento y sobretiempos del personal. Estos impactos no solo fortalecen la rentabilidad, sino que consolidan la lealtad del cliente en el competitivo rubro del delivery.

1.4.2. Alcance de la investigación

El estudio incluye la implementación de BI en la gestión de la flota de motorizados de una empresa de telecomunicaciones para mejorar su eficiencia

operativa. Se enfoca en analizar tres aspectos críticos: la eficiencia en el uso de la capacidad de la flota, la reducción de los costos unitarios de la operación y el incremento del on time en las entregas.

Este estudio se concentra en la flota de motorizados del servicio exprés de chips de una empresa de telecomunicaciones, y se basa en datos recolectados durante un periodo de seis meses (enero a junio de 2024). El análisis se centra en cómo el BI mejora la asignación de recursos, la planificación de rutas, y la toma de decisiones en tiempo real, aspectos fundamentales para optimizar la operación de delivery.

El alcance temporal y geográfico está delimitado por la operación en Lima Metropolitana, lo que implica que los resultados obtenidos reflejan las dinámicas propias de esta región.

Sin embargo, las conclusiones de esta investigación podrían servir como referencia para la implementación de BI en operaciones similares dentro del sector de telecomunicaciones y otras industrias con características logísticas comparables. Para efectos de esta investigación, los indicadores clave se precisan en la sección 2.4 Definición de términos.

1.5. Limitaciones de la investigación

Este estudio, a pesar de su contribución significativa al análisis y optimización de las operaciones de delivery en una empresa de telecomunicaciones mediante Business Intelligence, presenta algunas limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados.

Alcance geográfico limitado: El estudio se lleva a cabo en Lima Metropolitana, lo que implica que los resultados pueden estar influenciados por las características específicas de la región (tráfico, infraestructura, etc.). Esto limita la generalización de

los hallazgos a otras áreas geográficas o mercados internacionales que puedan tener diferentes dinámicas operacionales.

Horizonte temporal corto: La investigación se realiza durante un periodo de seis meses, lo cual puede no ser suficiente para observar todos los patrones y variaciones a largo plazo en las operaciones de delivery. La estacionalidad y otros factores temporales podrían no reflejarse completamente en el análisis de datos realizado en este lapso limitado (Davenport & Harris, 2007).

Restricciones tecnológicas: Aunque Power BI se presenta como una herramienta potente para el análisis de datos, se debe reconocer que su capacidad de procesamiento y visualización tiene ciertos límites frente a otras soluciones de BI de gama más avanzada. Asimismo, centrar el desarrollo en esta herramienta podría condicionar la flexibilidad necesaria para integrar nuevos sistemas de análisis en el futuro.

Adaptabilidad humana: La puesta en marcha del BI exige un giro en la cultura de la organización hacia decisiones basadas en datos. Al ser conscientes de que el personal puede presentar resistencia al cambio, el proceso incluyó etapas de capacitación y un soporte constante al equipo de operaciones. Pese a estos esfuerzos, el presente estudio no cuantifica con exactitud el nivel de adopción cultural, lo cual representa una limitación, ya que un compromiso parcial de los usuarios podría sesgar los resultados finales. Este reto constituye, de hecho, un factor habitual en los proyectos de Business Intelligence (Dresner, 2010).

CAPÍTULO II: REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Marco teórico

En esta sección se aborda la teoría que sustenta la implementación del BI en la gestión de flotas de delivery y cómo esta tecnología puede contribuir a la mejora de la eficiencia operativa, la puntualidad en las entregas y la reducción de costos. La revisión teórica cubre la definición y evolución del BI, su relevancia en el análisis de grandes volúmenes de datos, y su aplicación específica en la optimización de operaciones logísticas.

El BI proporciona un enfoque sistemático para la toma de decisiones basada en datos, lo que permite a las empresas transformar datos no procesados en información significativa y útil para la mejora continua de sus procesos operativos. Esta capacidad de transformar datos en conocimientos accionables ha llevado a su adopción en múltiples industrias, incluyendo la logística y el transporte, donde la eficiencia operativa es clave para el éxito.

2.2. Antecedentes del estudio

2.2.1. Antecedentes del Business Intelligence

El concepto de Inteligencia de Negocios (Business Intelligence o BI) ha experimentado una evolución constante, caminando de la mano con los hitos de la tecnología de la información. Su origen se remonta a los Sistemas de Soporte a la Decisión (DSS) desarrollados entre los años 60 y 70. Aquellos sistemas buscaban dejar atrás la rigidez de los reportes estáticos, brindando a los niveles gerenciales la posibilidad de interactuar con la información para evaluar diversos escenarios. En esa línea, Sharda et al. (2021) destacan que los DSS representaron el primer esfuerzo formal

por emplear la computación como un soporte al juicio humano en decisiones estratégicas, estableciendo los cimientos de lo que hoy es el BI.

Fue durante la década de 1990 cuando el BI se consolidó plenamente como disciplina. Un punto de quiebre fue la aparición del Data Warehouse (almacén o repositorio de datos), concepto impulsado por Inmon (1996), quien planteó la necesidad de un repositorio centralizado para integrar datos provenientes de distintas fuentes operativas. Al estructurar la información de forma histórica y no volátil, las empresas lograron obtener una "única fuente de verdad" para sus procesos de análisis. A esto se sumaron las tecnologías de Procesamiento Analítico en Línea (OLAP), que facilitaron análisis multidimensionales rápidos para detectar tendencias que antes permanecían ocultas (Ricaldi, 2024). Esta arquitectura se convirtió en el estándar técnico sobre el cual se edificaron las soluciones de BI por décadas.

Ya en el siglo XXI, el fenómeno del Big Data (gran volumen de datos) y la democratización tecnológica transformaron el panorama nuevamente. Al verse superada la capacidad de las infraestructuras tradicionales por el volumen y velocidad de los datos, surgió el enfoque de BI de autoservicio (Self-Service BI). Plataformas como Power BI y Tableau que permiten convertir información en paneles interactivos, trasladaron la capacidad analítica directamente a los usuarios de negocio, disminuyendo la carga sobre los departamentos de TI (Reyes, 2023). Actualmente, el BI se entiende como un ecosistema integral que combina recolección y visualización para producir conocimiento accionable. Tal como resumen Romero y Valer (2023), su fin último es agilizar la toma de decisiones inteligentes para optimizar procesos y sostener la ventaja competitiva en un mercado gobernado por los datos.

2.2.2. Estudios de investigación anteriores

La implementación de Business Intelligence en diversas industrias ha sido ampliamente estudiada, ofreciendo un panorama extenso sobre cómo estas tecnologías pueden mejorar la toma de decisiones y la eficiencia operativa. A continuación, se presentan algunos estudios destacados que abordan la aplicación de BI en diferentes contextos empresariales.

Antecedentes internacionales

A nivel global, el uso de BI para optimizar la eficiencia operativa es un eje central en la literatura técnica. Moreno et al. (2016) analizan la sinergia entre las herramientas de analítica y la gestión de proyectos bajo el estándar PMBOK en Colombia. En dicha investigación, se resalta cómo los tableros de control facilitan un monitoreo riguroso de los indicadores clave de rendimiento (KPI), lo que permite una toma de decisiones proactiva y reduce los riesgos operativos; este principio es plenamente trasladable a la gestión de flotas logísticas.

Por su parte, Sharda et al. (2021), en su obra desarrollada en Estados Unidos, documentan diversos casos donde la analítica ha transformado la cadena de suministro. Los autores subrayan que la potencia del BI para consolidar datos de fuentes heterogéneas (como telemetría GPS, pedidos y tráfico) resulta crítica para perfeccionar la logística de última milla, logrando mitigar el gasto de combustible y optimizar las ventanas de entrega al cliente.

Antecedentes nacionales

En el Perú, la adopción de soluciones de inteligencia de negocios ha tomado un impulso relevante, reflejado en la reciente producción académica local.

Un estudio destacado es el de Yanac (2024), quien empleó BI para fortalecer la toma de decisiones en los costos y producción de una contrata minera. Mediante el despliegue de dashboards, brindó a la gerencia una visibilidad precisa de los gastos operativos en tiempo real, lo que permitió corregir ineficiencias en el uso de recursos. Este antecedente guarda una estrecha relación con el presente trabajo, al compartir el enfoque de optimización financiera mediante el análisis de datos.

En el sector logístico y de retail, Figueroa y Reyes (2022) diseñaron una solución de BI para la gestión de inventarios en la empresa Mumuso. Su investigación evidencia que el análisis de data histórica y la rotación de productos, mediante tableros interactivos, aseguran una planificación de la demanda más exacta, reduciendo las rupturas de stock. Asimismo, Gonzales y Carhuaricra (2017) evaluaron el impacto del BI en una empresa de servicios, concluyendo que estas herramientas reducen drásticamente el tiempo de elaboración de reportes, permitiendo a los líderes centrarse en la estrategia.

Finalmente, investigaciones como las de Reyes (2023) y Romero y Valer (2023) confirman la efectividad de Power BI para el control de indicadores en sectores diversos. Ambos trabajos coinciden en que la ventaja competitiva del BI reside en la democratización de la información, transformando datos complejos en visualizaciones intuitivas que agilizan la respuesta organizacional a todos los niveles.

2.3. Bases teóricas

La integración del Business Intelligence en la administración de operaciones logísticas, específicamente en el perfeccionamiento de flotas de última milla, se erige actualmente como un pilar estratégico para la ventaja competitiva. El valor del BI reside

en su capacidad para convertir el flujo masivo de datos operativos de cada jornada en información útil para la gestión, lo que optimiza directamente los procesos de planificación, supervisión y ejecución de decisiones estratégicas (Sharda et al., 2021).

2.3.1. Business Intelligence y la toma de decisiones basada en datos

El pilar maestro del BI radica en su facultad para elevar el estándar de la toma de decisiones. Históricamente, gran parte de las acciones operativas dependían de la intuición o de procesamientos manuales que facilitaban la aparición de errores. En contraste, el BI establece un paradigma de gestión basada en datos (Data-Driven Decision Making), donde cada medida adoptada se sustenta en evidencia cuantitativa y análisis de carácter objetivo. Tal como sostiene Yanac (2024), el despliegue de estas soluciones otorga a los líderes una visibilidad nítida y oportuna de los indicadores clave, facilitando la detección de cuellos de botella y oportunidades de optimización con un enfoque proactivo. Esta capacidad resulta determinante en sectores de alta variabilidad como el delivery, donde el escenario operativo fluctúa de manera constante.

2.3.2. El nexo entre la Ingeniería Industrial y el Business Intelligence

Si bien el Business Intelligence constituye una disciplina de base tecnológica, su utilidad más potente en ecosistemas logísticos ocurre cuando se emplea como una herramienta estratégica al servicio de la Ingeniería Industrial. Esta conexión se basa en el modelo de toma de decisiones fundamentada en datos (Data Driven Decision Making - DDDM), el cual representa la evolución contemporánea de la gestión de operaciones y se integra con los fundamentos de la gestión por procesos (Business Process Management - BPM)). Los propósitos centrales de este trabajo ,el incremento de la

eficiencia, la puntualidad en el servicio (on-time delivery) y la optimización de gastos son, en rigor, los pilares históricos de la gestión industrial (Heizer & Render, 2020).

En este contexto, el BI no debe verse como un fin, sino como el motor de análisis que faculta al ingeniero industrial para medir y perfeccionar los sistemas que diseña. Este enlace conceptual se concreta en los siguientes puntos:

- Gestión de Procesos (BPM): Mientras la Ingeniería Industrial estructura el flujo operativo (como el ciclo de recojo y entrega), el BI convierte ese esquema estático en un tablero dinámico. Esto permite supervisar los indicadores de desempeño en tiempo real y localizar de inmediato cualquier cuello de botella.
- Productividad y Eficiencia: El ingeniero industrial busca maximizar el aprovechamiento de los recursos (definida aquí como la "eficiencia de la flota"). El BI es el instrumento que automatiza esta métrica, permitiendo al profesional ejecutar diagnósticos de causa raíz para comprender las fluctuaciones en la productividad.
- Control de Costos: El BI otorga una visibilidad detallada de los costos de operación (ej. costo por entrega), facilitando una toma de decisiones proactiva que reemplaza a la gestión reactiva basada únicamente en cierres contables.

En ese sentido, la literatura (Heizer & Render, 2020; Laudon & Laudon, 2019) resalta que el rol del Ingeniero Industrial no es solo ser un usuario del sistema de BI, sino ser el arquitecto conceptual de dicho sistema . Sus responsabilidades incluyen:

1. **Traductor de requerimientos:** Definir los estados reales de la operación que el sistema debe capturar (ej. programado, despachado, entregado, no entregado) .

2. Diseñador de KPIs: Establecer las fórmulas, metas y dimensiones de los indicadores clave.

3. Garante de la usabilidad y el dato: Asegurar que la herramienta de captura de datos (ej. la aplicación del motorizado) sea simple y a prueba de errores (Poka-Yoke digital) (Liker, 2021)

La contribución más significativa del BI a la Ingeniería Industrial es su capacidad para digitalizar y acelerar el ciclo PHVA (Planificar-Hacer-Verificar-Actuar) de Deming (Deming, 2018).

- **Planificar :** El Ingeniero Industrial utiliza el BI para analizar datos históricos y establecer líneas base y objetivos (KPIs) realistas para la operación logística (ej. "aumentar la eficiencia de flota a 9.5 pedidos/moto", "lograr un on time del 95%").
- **Hacer :** La operación de la flota se ejecuta diariamente.
- **Verificar :** Aquí radica el poder del BI. En lugar de esperar reportes manuales al final de la semana, el dashboard actúa como un sistema de control visual (Andon) que permite al ingeniero verificar el desempeño en tiempo real contra los KPIs planificados.
- **Actuar :** Si el BI muestra una desviación (ej. el on time de la Zona 3 cayó al 80%), el ingeniero puede actuar inmediatamente, usando el drill-down (profundizar) de la herramienta para encontrar la causa raíz (ej. un motorizado específico, una hora pico) y aplicar acciones correctivas.

Asimismo, el BI es una herramienta esencial para la Lean Logistics. El principio Lean busca la eliminación de "desperdicios" (Muda) (Womack & Jones, 2003). En la logística de última milla, el BI permite identificar y medir desperdicios clave, como:

- **Tiempos de espera** (Muda de Espera): Motorizados ociosos en zonas de baja demanda. El BI lo muestra como una baja "Eficiencia de Flota".
- **Defectos (Muda de Defectos):** Entregas fallidas ("No Entregado"). El BI permite rastrear y analizar las causas de estos defectos para reducirlos.

Lo antes mencionado se resumen en la tabla 1.

Tabla 1

Síntesis del rol del BI en la Ingeniería Industrial

Concepto de Ingeniería Industrial	**Rol y aplicación del BI**	**Rol del ingeniero industrial**
Gestión de Procesos (BPM)	Transforma el mapa de proceso estático en un dashboard dinámico para ver cuellos de botella en tiempo real.	Diseña el flujo del proceso y los KPIs que el BI debe medir.
Productividad y Costos	Cuantifica automáticamente la eficiencia (ej. 'Eficiencia de Flota') y los costos (ej. 'Costo por entrega') de forma proactiva.	Usa el BI para analizar la causa raíz de la baja productividad o el alto costo y tomar decisiones de optimización.
Mejora Continua (PHVA)	Digitaliza y acelera el ciclo: P (Planificar): Analiza datos históricos para fijar metas. V (Verificar): Muestra el desempeño real vs. la meta (sin reportes manuales). A (Actuar): Permite profundizar (drill-down) para encontrar la causa de la falla.	Es el líder del ciclo PHVA, usando el BI como su principal herramienta de "Verificación" y "Actuación".

Tabla 1 (continuación)

Concepto de Ingeniería Industrial	**Rol y aplicación del BI**	**Rol del ingeniero industrial**
Lean Logistics (Muda)	Hace visible el desperdicio (Muda): Muda de Espera (motorizados ociosos). Muda de Defectos (entregas "No Entregado").	Usa el BI para identificar y medir el desperdicio, para luego eliminarlo.
Diseño de sistemas	(Es la herramienta a construir)	Es el "**Arquitecto Conceptual**" del sistema: 1. Define los requerimientos. 2. Diseña los KPIs. 3. Garantiza la calidad del dato (Poka-Yoke digital).

Nota: Elaboración propia

2.3.3. Aplicación de BI en la optimización de la cadena de suministro y la última milla

La logística de última milla es uno de los eslabones más complejos y costosos de la cadena de suministro; es la fase final y más crítica de la entrega al cliente. Es aquí donde el BI demuestra un impacto significativo. Su aplicación se centra en varias áreas clave:

Optimización de rutas y asignación de recursos:

El estudio detallado de los históricos de entrega, al integrarse con datos en tiempo real sobre el tráfico y la densidad de demanda por distrito, faculta una planificación de rutas mucho más precisa. Esta estrategia no solo logra acortar los tiempos de tránsito, sino que también favorece un uso racional del combustible y aminora el desgaste mecánico de la flota, lo que se traduce en un impacto positivo y directo sobre la estructura de costos de la operación.

Gestión y previsión de la demanda:

Las plataformas de BI destacan por su capacidad para localizar patrones de estacionalidad en el flujo de pedidos. En el contexto de una organización de delivery, esto permite anticiparse a los incrementos en la demanda y desplegar la cantidad exacta de motorizados por zona; de este modo, se evita la capacidad ociosa de los recursos y se garantiza el cumplimiento de las ventanas horarias pactadas con el cliente (Figueroa & Reyes, 2022).

Monitoreo del desempeño operativo:

El BI simplifica la estructuración y el control de los Indicadores Clave de Desempeño (KPI) esenciales para el sector logístico, tales como el on time, el costo unitario por pedido y la productividad por unidad móvil. La exposición de estas métricas en tableros de control dinámicos permite una supervisión continua, facilitando que los coordinadores identifiquen rápidamente cualquier desviación respecto a las metas establecidas en el plan operativo.

2.3.4. Herramientas de BI: dashboards

Dentro del ecosistema del BI moderno, los dashboards o tableros de control se erigen como instrumentos fundamentales. Se definen como interfaces visuales que exponen, de forma consolidada y mediante recursos gráficos, los datos más significativos para un objetivo organizacional específico. Mediante el uso estratégico de diagramas, mapas de calor y tarjetas de métricas, los flujos de datos complejos logran transformarse en información de fácil interpretación para el usuario.

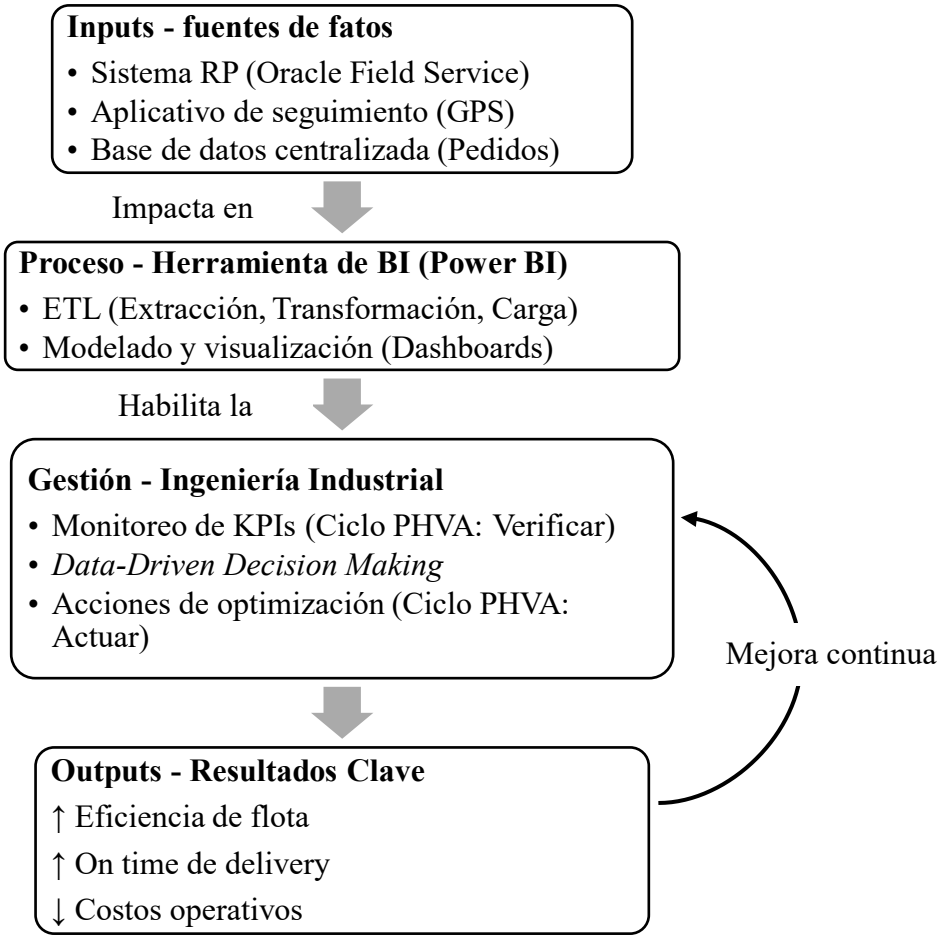
Tal como sostienen Romero y Valer (2023), el despliegue de tableros diseñados en plataformas como Power BI logra "democratizar" el acceso a la información; esto faculta que tanto los niveles directivos como el equipo de campo supervisen el estado de la operación de manera inmediata. Esta capacidad para exhibir la data de forma intuitiva resulta vital para agilizar la toma de decisiones basada en evidencia, recortando de forma drástica las horas que históricamente se invertían en la confección de reportes manuales (Gonzales & Carhuaricra, 2017).

2.3.5. Modelo Conceptual de la investigación

Con el fin de integrar las bases teóricas expuestas, se formula el siguiente modelo conceptual (Ver Figura 4). En este esquema se ilustra cómo la arquitectura de Business Intelligence (BI) opera como un núcleo procesador que se alimenta de diversas fuentes de datos logísticos (entradas). Tras el procesamiento y la exposición de la data en tableros de control, el ingeniero industrial queda facultado para ejecutar una gestión fundamentada en evidencia (Data-Driven Decision Making) y liderar ciclos de mejora continua bajo el enfoque PHVA.

Figura 4

Modelo conceptual del impacto del BI en la gestión de última milla



Nota: Elaboración propia

2.4. Definición de términos

Para asegurar la claridad y precisión de la presente investigación, a continuación, se definen los siguientes términos claves:

a. **Business Intelligence (Inteligencia de Negocios)**

Se entiende como un ecosistema integral de metodologías, procesos, arquitecturas y herramientas tecnológicas diseñadas para convertir datos brutos en información con valor estratégico y conocimiento accionable. Su propósito es viabilizar

una toma de decisiones de alta efectividad en los niveles estratégico, táctico y operativo de una organización (Sharda et al., 2021).

b. **Dashboard (tablero de control)**

Representa una interfaz visual de gestión que expone, de forma consolidada y mediante recursos gráficos, los indicadores de desempeño más críticos para un objetivo de negocio. Esta herramienta permite supervisar las operaciones de manera inmediata, facilitando el reconocimiento de tendencias y una comprensión ágil del estado real de los procesos (Romero & Valer, 2023).

c. **Eficiencia de la flota de motorizados**

Se define como una métrica de productividad de los recursos móviles (motorizados). Se calcula mediante el promedio de pedidos atendidos y entregados con éxito por cada unidad durante una jornada de trabajo. Un incremento en este valor es reflejo directo de una optimización en el aprovechamiento de la capacidad instalada de la flota.

d. Indicador clave de rendimiento o performance (Key Performance Indicator - KPI)

Constituye una medida cuantificable que manifiesta el nivel de desempeño de un proceso frente a sus metas establecidas. En el marco de las soluciones de BI, los KPI resultan esenciales para monitorear el progreso y calificar el éxito de una actividad específica o de la organización empresarial en su conjunto (Reyes, 2023).

e. **On time de delivery (entrega a tiempo)**

Métrica que determina el porcentaje de pedidos que llegan al usuario final dentro del margen temporal pactado por la organización. En el contexto de la presente

investigación, se considera el indicador matriz para calificar la puntualidad del servicio y un factor determinante en la experiencia del cliente.

f. **Última milla (Last Mile)**

Concepto logístico que describe el tramo final del ciclo de entrega, comprendido desde el último nodo de distribución hasta el destino del consumidor. Por su naturaleza, suele representar el eslabón de mayor complejidad técnica y el de mayor incidencia en los costos de la cadena de suministro.

CAPÍTULO III: HIPÓTESIS Y VARIABLES

3.1. Hipótesis

Las hipótesis de esta investigación se formulan en respuesta directa a los problemas y objetivos planteados en el Capítulo I, y se basan en la fundamentación teórica del Capítulo II.

3.1.1. Hipótesis principal

La hipótesis principal se alinea con el objetivo general y se formula de la siguiente manera:

H1: La implementación de Business Intelligence aumenta la eficiencia de la flota, mejora la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos del servicio de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima, 2024.

3.1.2. Hipótesis secundarias

Las hipótesis secundarias se derivan de los objetivos secundarios 3, 4 y 5 , que buscan medir el impacto de la implementación del BI:

H2: La implementación de Business Intelligence impacta positivamente en la eficiencia de la flota de motorizados.

H3: La implementación de Business Intelligence impacta positivamente en la puntualidad de las entregas (on time) del servicio.

H4: La implementación de Business Intelligence impacta positivamente en la reducción de los costos operativos del servicio.

Es de anotar que los objetivos secundarios a) y b) corresponden al diagnóstico de la situación inicial de la operación de última milla antes de la implementación del BI y al diseño e implementación de una solución de BI para la gestión de la logística de última milla, respectivamente.

3.2. Variables

Para medir el impacto de la intervención(implementación del BI), la investigación se basa en un diseño cuasiexperimental que compara el estado de la operación en dos momentos: "antes" (Pre-BI) y "después" (Post-BI) de la implementación de la solución de Business Intelligence.

Con base en este diseño, se definen las siguientes variables:

3.2.1. Variable independiente (VI)

Implementación de Business Intelligence: Es la variable causal que se introduce en la gestión de la flota para medir su efecto. Conceptualmente, se define como la adopción y uso de un sistema de BI (construido en Power BI) para la recolección, análisis y visualización de datos , permitiendo una toma de decisiones basada en datos.

3.2.2. Variables dependientes (VD)

Son las variables de resultado que miden el efecto de la intervención. Corresponden a los tres pilares de la gestión logística que se buscan optimizar en la presente investigación :

VD1: Eficiencia de la flota: Mide la productividad de los recursos (vehículos motorizados). Se refiere a la capacidad de la empresa para optimizar el uso de su flota, maximizando la cantidad de entregas por recurso disponible.

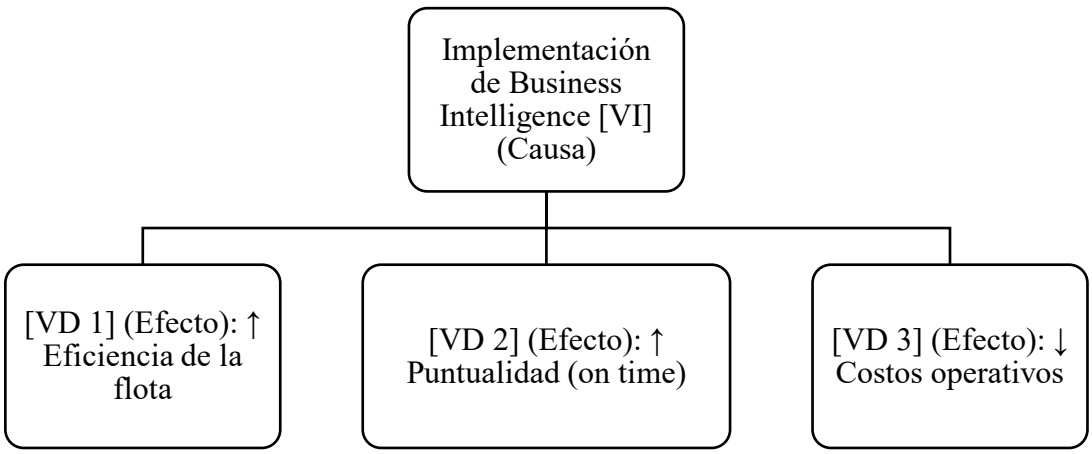
VD2: Puntualidad (on time) en el servicio de delivery: Mide la calidad y eficacia del servicio desde la perspectiva del cliente. Se define como el porcentaje de pedidos entregados a los clientes dentro del plazo de tiempo prometido.

VD3: Costos unitarios de la operación de delivery: Mide el impacto financiero de la operación para la empresa. Representa los costos asociados a la operación de la flota por cada unidad de entrega (pedido).

Este conjunto de variables permite una evaluación integral del impacto del BI, cubriendo la productividad interna (eficiencia), la calidad del servicio al cliente (on Time) y el resultado financiero (costos). Esta relación causal se ilustra en la figura 5.

Figura 5

Modelo de variables de la investigación



Nota: Elaboración propia

3.3. Operacionalización de las variables

Para llevar a cabo la investigación, es imprescindible traducir las variables (independiente y dependientes) a términos medibles.

Este proceso, denominado de operacionalización, se presenta en la Tabla 2. Se parte de la definición conceptual (el "qué" abstracto, basado en la teoría del Capítulo II) para derivar la definición operacional (el "cómo" se mide). Esta definición operacional se concreta en un indicador específico, su unidad de medida, la escala de medición (que justifica el análisis estadístico posterior).

Tabla 2

Definición operacional

Variable	Definición conceptual	Definición operacional (Indicador)	Unidad de medida	Escala de medición
(VI) Implementación de BI	Adopción y uso de la plataforma de BI (Power BI) para la toma de decisiones basada en datos.	Se mide por su aplicación en el tiempo. Es la variable que divide la medición en dos grupos: "Pre-BI" (antes) y "Post-BI" (después).	Grupos (Pre/Post)	Nominal (Dicotómica)
(VD1) Eficiencia de la flota	Medida de productividad que refleja la optimización del uso de los motorizados .	Promedio de pedidos atendidos y entregados exitosamente por cada motorizado, por día.	Pedidos / Motorizado-día	Razón
(VD2) Puntualidad (on time) en el servicio	Cumplimiento de la promesa de entrega al cliente dentro del plazo de tiempo acordado .	Porcentaje de pedidos entregados dentro del tiempo de entrega prometido.	Porcentaje (%)	Razón
(VD3) Costos unitarios de la operación	Impacto financiero de la operación. Costos asociados a la flota por cada pedido gestionado.	Costo operativo total del servicio de delivery dividido entre el número de pedidos atendidos.	Soles (S/) / Pedido	Razón

Nota. Elaboración propia

3.4. Matriz de consistencia

Tabla 3
Matriz de consistencia

Problema	Objetivos	Hipótesis	Variables	Indicadores	Método
Principal: ¿En qué medida la implementación de Business Intelligence aumenta la eficiencia de la flota, mejora la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos del servicio de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima, 2024?	**Principal:** Determinar en qué medida la implementación de Business Intelligence aumenta la eficiencia de la flota, mejora la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos del servicio de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima, 2024.	**Principal (H1):** La implementación de Business Intelligence aumenta la eficiencia de la flota, mejora la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos del servicio de delivery de una empresa de telecomunicaciones en Lima, 2024.	**VI:** Implementación de BI **VD1:** Eficiencia de la flota **VD2:** Puntualidad **VD3:** Costos unitarios	**VI:** Grupos (Pre-BI / Post-BI) **VD1:** Pedidos / Motorizado-Día **VD2:** % Entregas a tiempo **VD3:** Costo (S/) / Pedido	**Tipo:** Cuantitativo **Diseño:** Cuasiexperimental. **Análisis:** Prueba t (*).
Secundario 1:¿Cuál es la situación inicial de la operación de última milla antes de la implementación del business intelligence?	**Secundario 1:**Diagnosticar la situación inicial de la operación de última milla antes de la implementación del business intelligence.	No aplica (Descriptivo)	Variables de la situación inicial	KPIs iniciales (on time, Costo, Eficiencia)	Análisis Descriptivo

Tabla 3 (continuación)

Problema	Objetivos	Hipótesis	Variables	Indicadores	Método
Secundario 2:¿De qué manera el diseño e implementación de una solución de business intelligence permite gestionar la logística de última milla?	**Secundario 2:**Diseñar e implementar una solución de business intelligence para la gestión de la logística de última milla. [1]	No aplica (Metodológico)	Herramienta de BI (Power BI)	Dashboards construidos	Diseño de Sistemas (ETL, Dashboards)
Secundario 3:¿En qué medida la implementación del business intelligence impacta en la productividad de la flota de motorizados?	**Secundario 3:**Evaluar el impacto de la implementación del business intelligence en la productividad de la flota de motorizados.	**H2:** La implementación de BI impacta positivamente en la eficiencia de la flota.	**VD1:** Eficiencia de la flota	**VD1:** Promedio de pedidos / motorizado-día	Prueba t (**)
Secundario 4:¿En qué medida la implementación del business intelligence impacta en la puntualidad de las entregas (on time)?	**Secundario 4:**Medir el impacto de la implementación del business intelligence en la puntualidad de las entregas (on time).	**H3:** La implementación de BI impacta positivamente en la puntualidad (on time).	**VD2:** Puntualidad (on time)	**VD2:** % de entregas a tiempo	Prueba t (**)
Secundario 5:¿En qué medida la implementación del business intelligence impacta en los costos operativos del servicio?	**Específico 5:**Analizar el impacto de la implementación del business intelligence en los costos operativos del servicio.	**H4:** La implementación de BI impacta positivamente en la reducción de los costos operativos.	**VD3:** Costos unitarios	**VD3:** Costo promedio (S/) por pedido	Prueba t (**)

(*) La selección de la Prueba t (T-test) como estadístico de contraste se justifica por la naturaleza del diseño de la investigación. El estudio tiene un diseño cuasiexperimental que compara las métricas de la operación en dos momentos: "antes" (Pre-BI) y "después" (Post-BI) de la intervención.

(**) Dado que la variable independiente es nominal dicotómica (dos grupos: Pre y Post) y las variables dependientes son numéricas de escala de razón (ver Tabla 2) , la Prueba t para muestras relacionadas (o independientes, según el caso) es el estadístico de contraste apropiado para determinar si existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias de los dos períodos.

Nota. Elaboración propia

CAPÍTULO IV: MATERIALES Y MÉTODOS

4.1. Área de estudio

El presente estudio se desarrolla dentro del campo de Ingeniería Industrial, específicamente en la gestión de operaciones y optimización de procesos logísticos mediante el uso de herramientas de BI (específicamente Power BI Desktop y Power BI Service).

El enfoque se orienta a mejorar la eficiencia operativa de la flota de delivery del servicio exprés de chips de una empresa de telecomunicaciones privada con operaciones en Lima Metropolitana, optimizando el uso de recursos y fortaleciendo la toma de decisiones basada en datos.

Según la clasificación de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) adoptada por el Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación (CONCYTEC), el estudio se alinea con la subcategoría de 1203 - Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC), dado que se aplica una herramienta de Business Intelligence para la optimización de procesos.

4.2. Tipo y diseño de investigación

Tipo de investigación*:* Se realizó un estudio de enfoque **cuantitativo** debido a la naturaleza de los datos analizados y la necesidad de establecer relaciones causales entre las variables involucradas. El propósito de la investigación fue aplicar herramientas de BI en la gestión operativa de una flota de motorizados, con el fin de incrementar la eficiencia operativa de la flota, elevar los niveles de puntualidad en las entregas y reducir los costos operativos asociados al servicio de la empresa objeto de la investigación.

Diseño de investigación: El diseño de la investigación fue **cuasiexperimental.** Este tipo de diseño se caracteriza metodológicamente por evaluar el impacto de una variable independiente (intervención) sobre variables dependientes en un entorno real donde los sujetos o unidades de análisis no se asignan al azar ni de forma aleatoria, sino que ya se encuentran previamente determinados por la estructura operativa existente (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018). Específicamente, se empleó un diseño de pre-prueba y post-prueba con un solo grupo, evaluando las variables dependientes (eficiencia, on time, costos operativos) antes y después de la implementación del BI.

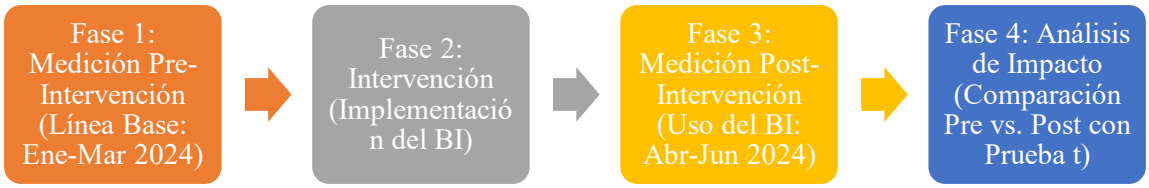
En nuestro caso, la ausencia de un grupo de control se justifica dado que la operación logística analizada constituye un sistema único e integral dentro de la empresa; por lo tanto, no existe una unidad equivalente o independiente que pudiera aislarse para fines comparativos sin afectar la operatividad global del servicio.

Este esquema metodológico se estructuró con el fin de verificar si los resultados se alinean con la problemática identificada en la fase de diagnóstico del estudio, en la que se observó baja eficiencia operativa, disminución del indicador on time y costos elevados por pedido. De esta manera, el diseño permite evaluar objetivamente si la implementación de BI actúa como un facilitador eficaz para la optimización de procesos y la mejora integral del desempeño logístico.

El procedimiento metodológico de este diseño metodológico se visualiza resume en la Figura 6; en donde la fase Pre-BI (Línea base corresponde al periodo enero a marzo de 2024) y la fase Post-BI (Uso del BI comprende el periodo de abril a junio del indicado año).

Figura 6

Diagrama de flujo del diseño metodológico cuasiexperimental (Pre-Post)



Nota. Elaboración propia.

4.3. Población y muestra

La unidad de análisis de la investigación fueron los motorizados activos de la flota de delivery del servicio exprés de chips de la empresa de telecomunicaciones. Se evaluaron todos los motorizados en términos de capacidad de entrega, puntualidad (on time) y costos operativos, antes y después de la implementación del BI .

La población de estudio estuvo conformada en promedio por los 150 motorizados activos en la flota de delivery del servicio exprés de chips. No se realizó un muestreo, ya que se analizaron todos los motorizados activos, lo que permitió obtener una visión absoluta del impacto del BI en la operación completa .

El tamaño de muestra operativo fue equivalente a la población total de motorizados activos. Esta decisión se basó en el hecho de que, al analizar toda la población, se elimina el error de muestreo y se obtiene un retrato fiel de la realidad operativa. Al respecto, como señala Cochran (1977), un censo se justifica cuando se puede examinar la totalidad de la población y es posible obtener datos de todos sus miembros, lo que garantiza resultados completos y precisos .

Sin embargo, para efectos del análisis estadístico inferencial, se debe precisar que, aunque se estudió la totalidad de vehículos motorizados, **la verdadera unidad de análisis fue cada día operativo**. Esta discriminación genera una transición conceptual hacia indicadores de rendimiento operativo agregado temporal (es decir, métricas consolidadas por jornada operativa). Esto se debe a que se comparan los indicadores de desempeño agregado de la flota a lo largo del tiempo observado. Por consiguiente, la muestra estadística final válida para la prueba de hipótesis correspondió a 175 registros diarios (89 días en la fase Pre-BI y 86 días en la fase Post-BI).

4.4. Procedimientos, técnicas e instrumentos

El desarrollo de la investigación siguió un cronograma estructurado de seis meses (primer semestre de 2024), alineado con el diseño cuasiexperimental (Pre-BI y Post-BI) y los objetivos de la tesis.

Como se detalla en la Figura 7, el proyecto se dividió en fases claras: una fase de medición de línea base (Pre-BI), una fase de intervención (diseño y despliegue del BI) que se ejecutó en paralelo al final de la primera medición, y una fase de medición de resultados (Post-BI).

Figura 7

Diagrama de Gantt del cronograma de la investigación

Fase	Tarea Específica	Enero	Febrero	Marzo	Abril	Mayo	Junio
Fase 1: Pre-BI	1.1. Periodo de medición "Antes" (Línea base)	■■■	■■■	■■■			
Fase 2: Intervención (diseño BI)(*)	2.1. Extracción y limpieza de datos (ETL)			■■	■		
	2.2. Modelado y creación de KPIs (DAX)				■■		

	2.3. Despliegue de dashboards (Go-Live)				▼		
Fase 3: Post-BI	3.1. Periodo de medición "Después"				■■■	■■■	■■■
Fase 4: Análisis	4.1. Análisis estadístico y conclusiones						

(*) Esta fase se ejecutó en paralelo con el final de la Fase 1 y el inicio de la Fase 3, como es común en la implementación de BI. El hito (▼) marca el despliegue oficial.

Nota. Elaboración propia.

A continuación, se describen los procedimientos específicos de cada fase.

4.4.1. Procedimiento de recolección de datos

El estudio se basó en un diseño cuasiexperimental de "antes y después". La recolección de datos se dividió en dos períodos de tres meses cada uno, sumando un total de seis meses de observación:

Período Pre-BI (Línea base):

Se recolectaron los datos históricos de las variables dependientes (Eficiencia, on time, Costos) correspondientes a los meses de enero, febrero y marzo de 2024.

Período Post-BI (Intervención):

Se implementó la solución de BI y se recolectaron los datos de las mismas variables para los meses de abril, mayo y junio de 2024.

4.4.2. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

La técnica de recolección fue el análisis documental de los registros operativos de la empresa. Los instrumentos utilizados para extraer estos datos se detallan en la Tabla 4.

Tabla 4

Herramientas de recolección de datos

Instrumento (Fuente de datos)	**Descripción de los datos recolectados**
Sistema de Planificación de Recursos (ERP)	Se utilizó el sistema **Oracle Field Service** para extraer los datos maestros de los pedidos, los estados de entrega (programado, entregado, no entregado) y los tiempos de gestión.
Aplicativo de seguimiento de flota	Se utilizó el aplicativo de monitoreo en tiempo real para validar los datos de GPS, las rutas y los tiempos de entrega.
Sistema de costos (Contabilidad)	Se utilizaron los reportes del sistema contable para obtener los costos operativos totales del servicio de delivery.
Base de datos centralizada	Todos los datos de las fuentes anteriores fueron consolidados en una base de datos centralizada (SQL), que sirvió como fuente única para el análisis.

Nota. Elaboración propia

A fin de explicitar la lógica de integración de la base de datos centralizada (SQL) y garantizar el rigor en el proceso analítico, se detalla el diccionario técnico de variables que componen las entidades lógicas principales del estudio:

Tabla 5

Diccionario técnico de variables

Entidad lógica	**Variable / Campo**	**Tipo de dato**	**Descripción operativa**
1. Operaciones	`ID_Pedido`	Numérico	Identificador único correlacional del pedido generado en el ERP Oracle Field Service.

	EXP_HORA_CREACION	Fecha y hora	Registro del momento exacto en que ingresa el pedido al sistema.
	INICIO	Fecha y hora	Registro de confirmación del inicio de la atención del motorizado.
	TiempoAtencionMoto	Entero	Variable calculada en minutos mediante la diferencia temporal de los registros de atención.
	Flag_OnTime	Binario	Variable de clasificación de calidad donde 1 es atendido antes de 180 minutos y 0 es después.
2. Costos	ID_Costo	Alfanumérico	Código de registro del cierre contable de la operación.
	Costo_Total_Mes	Decimal	Sumatoria agregada de los costos del servicio.
	Mes_Periodo	Fecha	Dimensión de filtrado mensual para el cálculo contextual del costo unitario.

Nota. Elaboración propia

4.4.3. Procedimiento de diseño de la solución de BI

En concordancia con los requerimientos metodológicos de las soluciones de Business Intelligence, el procedimiento de diseño no corresponde al desarrollo de un software transaccional, sino a la estructuración de un sistema de soporte de decisiones. Dicho proceso se consolida a través de las siguientes fases analíticas equivalentes:

1. **Requerimientos operativos (ingeniería de requerimientos):** Se determinaron las necesidades estratégicas del negocio basadas en la eliminación de desperdicios (muda de espera y defectos). El requerimiento principal consistió en transformar la captura manual de reportes en insights visuales y automatizados para monitorear tres necesidades críticas: la productividad de la

flota, el porcentaje de entregas a tiempo y el costo real unitario por venta efectiva.

2. **Análisis de flujo de información:** Se evaluó el ecosistema transaccional existente, identificando la desconexión entre los datos lógicos de rutas (ERP y GPS) y los datos contables de gastos (Finanzas), estableciendo las reglas de negocio necesarias para unificar la información en un repositorio único SQL.
3. **Modelado de Datos (modelo dimensional):** En lugar de un modelado de software transaccional, la abstracción se ejecutó mediante una arquitectura de tablas agregadas en Power BI. Se optó por un modelo especializado para granularidades asimétricas, procesando la data operativa diaria y la data de costos mensuales de forma independiente para ser unificadas dinámicamente mediante el motor de cálculo del sistema.
4. **Desarrollo e implementación:** Consistió en la traducción de las reglas de negocio a expresiones DAX (Data Analysis Expressions) para la generación de los indicadores automatizados y el despliegue final de la interfaz interactiva de los dashboards para el equipo de supervisión.

Además, para cumplir con el Objetivo Secundario 2 ("Diseñar e implementar...BI..."), la Variable independiente fue construida usando la plataforma Microsoft Power BI. El procedimiento, que representa la contribución de la tesis, se detalla a continuación:

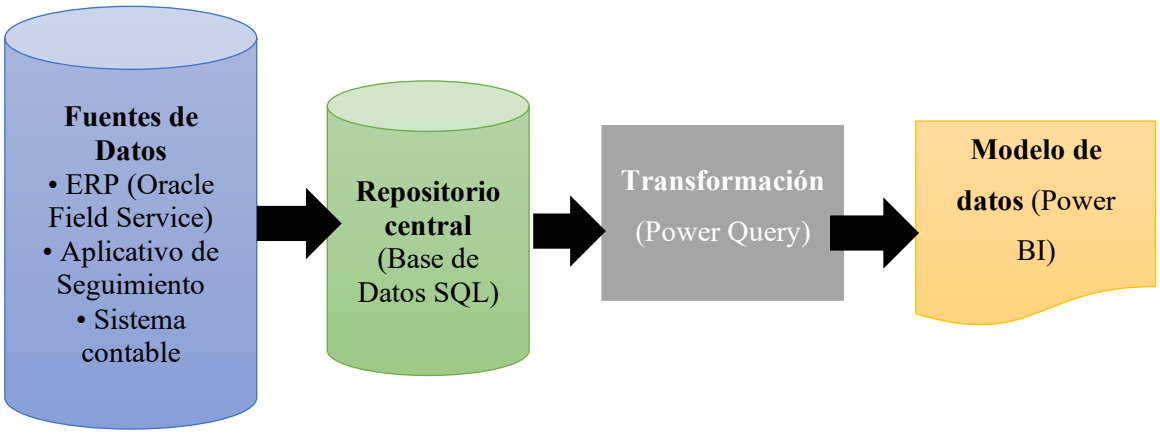
Flujo de Datos (Extracción, Transformación y Carga, ETL iniciales en inglés Extract, Transform and Load)

El primer paso fue definir el proceso de ETL. Las fuentes de datos de la empresa estaban separadas: los datos operativos (pedidos, motorizados) residían en un sistema y los datos de costos en otro.

La Figura 8 ilustra el flujo de datos desde sus fuentes originales hasta el modelo final en Power BI.

Figura 8

Diagrama de flujo ETL



Nota. Elaboración propia.

Modelado de Datos (Modelo de Tablas Desconectadas)

El modelo de datos final en Power BI consistió en **dos tablas principales desconectadas (islas de datos)**, ambas extraídas desde el Repositorio SQL:

1. Una tabla de **Operaciones** (con el detalle diario de pedidos, motorizados, estados y tiempos).
2. Una tabla de **Costos** (con el costo total por mes).

Estas tablas **no se relacionaron** intencionalmente en el modelo, ya que operan en **niveles de granularidad fundamentalmente distintos** (diario vs. mensual),

entendiendo la granularidad como el nivel de detalle o especificidad en el registro de los datos. Esta arquitectura refleja la realidad de los sistemas de información de la empresa y fue la base para el cálculo de los KPIs.

4.4.4. Lógica de medidas DAX para indicadores clave

El modelo de tablas desconectadas , explicado en el punto anterior, y las reglas de negocio específicas requirieron la creación de una lógica de Data Analysis Expressions (DAX) robusta. Esta lógica combinó columnas calculadas (para clasificar datos a nivel de fila) y Medidas (para las agregaciones dinámicas).

1. Lógica para % on time (VD2)

Para calcular el indicador de puntualidad (% on time) , se siguieron dos pasos en la tabla de Operaciones:

Paso 1: Creación de columna calculada [TiempoAtencionMoto]

Primero, se añadió una columna calculada a la tabla de operaciones para obtener el tiempo de atención en minutos para cada pedido, usando la lógica proporcionada (Figura 9).

Figura 9

Algoritmo DAX para la medición de tiempos operativos de última milla.

```
TiempoAtencionMoto =
IF(
    DATEDIFF(
        'Operaciones'[EXP_HORA_CREACION],
        'Operaciones'[INICIO],
        MINUTE
    ) >= 0,
    DATEDIFF(
        'Operaciones'[EXP_HORA_CREACION],
        'Operaciones'[INICIO],
        MINUTE
    ),
    BLANK() )
```

Nota. Elaboración propia mediante el uso de expresiones DAX

Paso 2: Creación de columna Calculada [Flag_OnTime]

Nota. Elaboración propia mediante el uso de expresiones DAX

Segundo, se añadió una columna "bandera" (flag) que clasifica cada pedido. La regla de negocio define "on time" como un tiempo de atención inferior a 3 horas (180 minutos). Se usa 1 para "on time" y 0 para "after time" para facilitar la suma, en la Figura 10 se muestra la lógica.

Figura 10

Algoritmo DAX de segmentación binaria del on time

```
Flag_OnTime =
IF(
    'Operaciones'[TiempoAtencionMoto] < 180,
    1,
    0
)
```

Nota. Elaboración propia mediante el uso de expresiones DAX

Paso 3: Creación de medida agregada % on time (KPI final)

Finalmente, se crearon las medidas agregadas para el dashboard. La medida % on time divide el total de pedidos marcados como "on time" (la suma de la columna [Flag_OnTime]) entre el conteo total de pedidos (Figura 11).

Figura 11

Medida DAX del on time

```
Total Pedidos = COUNT(Operaciones[ID_Pedido])

Total Pedidos On Time =
    CALCULATE (
        [Total Pedidos],
        'Operaciones'[Flag_OnTime] = 1
    )
% On Time =
    DIVIDE (
        [Total Pedidos On Time],
        [Total Pedidos],
        0
    )
```

Nota. Elaboración propia mediante el uso de expresiones DAX

2. Lógica para costo unitario (VD3)

El costo unitario requirió una lógica de medidas que funcionara por contexto de filtro (ejemplo-Mes), ya que las tablas Costos y Operaciones no estaban relacionadas; dicha lógica se presenta en la Figura 12:

Figura 12

Medida DAX para el costo unitario

```
Total Costos = SUM(Costos[Costo_Total_Mes])
Costo Unitario =
DIVIDE (
    [Total Costos],
    [Total Pedidos],  // Se reutiliza la medida
DAX creada en el paso anterior
    0 )
```

Nota. Elaboración propia mediante el uso de expresiones DAX

4.4.5. Visualización (Dashboards)

Finalmente, con el modelo de datos y los KPIs en DAX creados, se estructuró la capa de presentación visual, procediendo con la construcción de los tableros de control (cuyos resultados funcionales se exponen a detalle en el Capítulo V). Cabe precisar que el término "capa" no hace referencia a una arquitectura de desarrollo de software transaccional tradicional en n-capas, sino a la división funcional y lógica de una solución de inteligencia de negocios, la cual aísla de forma independiente la extracción y almacenamiento de datos (SQL), el modelado semántico y de cálculo (Power BI Desktop / DAX) y la interfaz interactiva orientada al usuario final (dashboards).

Estos dashboards se enfocaron en la gestión visual (Andon) y en habilitar la toma de decisiones basada en datos (DDDM) para el período Post-BI, permitiendo monitorear los indicadores en tiempo real en lugar de depender de reportes manuales.

4.4.6. Control de calidad de los datos

Para garantizar la fiabilidad del análisis estadístico, se aplicaron controles de calidad rigurosos a la base de datos consolidada. Estos procedimientos incluyeron:

Eliminación de duplicados: Se depuraron registros redundantes generados durante la extracción del ERP.

Verificación cruzada: Se validó la consistencia entre los pedidos registrados en el aplicativo móvil y los facturados.

Tratamiento de valores atípicos (Outliers): Se identificaron y excluyeron del análisis aquellos registros diarios que presentaban valores inconsistentes con la realidad operativa (por ejemplo, días con operatividad nula que generaban costos unitarios distorsionados). El procedimiento de exclusión se basó en el método de filtrado por reglas de negocio, identificando jornadas con volumen de entregas igual a cero

correspondientes a días no laborables o caídas críticas del sistema. Este proceso de depuración redujo la muestra final de 182 a 175 registros válidos, asegurando que los promedios no se vieran sesgados por errores de registro o días no laborales.

4.5. Análisis estadístico

El análisis de los datos recolectados se realizó en dos niveles: descriptivo e inferencial, utilizando tanto Microsoft Excel para las pruebas estadísticas como Power BI para la exploración y visualización de datos.

4.5.1. Software utilizado

Para el desarrollo del presente estudio y el procesamiento de la información, se emplearon las herramientas tecnológicas que se detallan en la Tabla 5:

Tabla 6

Software utilizado en la investigación y sus aplicaciones específicas

Software	Uso y aplicación técnica
Microsoft Power BI Desktop (Versión 2.130.930.0 - Octubre 2024)	Se empleó como la plataforma central para ejecutar los procesos de ETL mediante Power Query, el diseño del modelo relacional, la estructuración de la lógica de cálculo DAX y la creación de los tableros de control dinámicos.
Microsoft Excel (Versión 2410, Microsoft 365)	Se utilizó para la gestión de datos preliminar, incluyendo la consolidación y depuración inicial de los registros correspondientes a las etapas Pre-BI y Post-BI, actuando como el repositorio de entrada para el análisis posterior.
IBM SPSS Statistics (Versión 25)	Se destinó exclusivamente al procesamiento estadístico inferencial del estudio. A través de este software, se ejecutaron las pruebas de normalidad y las pruebas t de Student para muestras independientes, fundamentales para el contraste y validación de las hipótesis planteadas.

Nota. Elaboración propia

4.5.2. Técnicas de análisis de datos

1. Análisis descriptivo: Se utilizó la estadística descriptiva para resumir las características centrales de los datos en ambos períodos (Pre-BI y Post-BI). Se calcularon medidas de tendencia central (principalmente la media) y de dispersión (como la desviación estándar) para cada una de las variables dependientes.

2. Análisis inferencial (prueba de hipótesis): Para probar las hipótesis se utilizó la estadística inferencial. El estadístico de contraste seleccionado fue la **prueba *t* de Student** para muestras independientes. Dicha prueba fue seleccionada porque el diseño del estudio busca comparar las medias de **dos grupos temporales definidos**: el período Pre-BI (línea base) y el período Post-BI (intervención). La muestra inicial constó de 182 registros diarios; sin embargo, tras el proceso de validación y limpieza de datos (eliminación de valores atípicos o outliers no representativos de la operación normal), la muestra válida final para el análisis fue de 175 registros diarios (89 para la línea base y 86 para la intervención).

Metodológicamente, **se justifica de manera rigurosa** la selección de una prueba para **muestras independientes** frente a una de muestras relacionadas debido a la naturaleza y definición de la unidad de análisis, la cual corresponde a **cada día operativo agregado de la flota.** Al estructurarse la investigación bajo un diseño cuasiexperimental de series de tiempo interrumpidas, los datos se analizan como bloques históricos agregados y excluyentes entre sí (89 días versus 86 días). Al respecto, la literatura metodológica establece que la prueba para muestras independientes es la adecuada cuando se contrastan dos grupos cuyos elementos y observaciones son completamente autónomos y no existe ningún tipo de

emparejamiento o vinculación entre los sujetos de un bloque con los del otro (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018).

Dado que las variables logísticas y financieras (pedidos por motorizado, porcentaje de on time y costo unitario) se calculan como **promedios diarios globales** de la operación, el resultado obtenido en una jornada específica del período Pre-BI no condiciona, empareja ni guarda una correlación directa o **vinculación biunívoca** con una jornada del período Post-BI. Al no existir un seguimiento individualizado por vehículo motorizado que genere un emparejamiento antes/después por elemento, se **descarta el supuesto de dependencia analítica**.

Asimismo, se precisa que para los indicadores donde los datos del grupo antes y después tuvieron mucha diferencia en su dispersión (como en la puntualidad y el costo por pedido), se utilizaron de manera exacta los resultados corregidos que el software SPSS calcula de forma automática para estos casos. Este procedimiento computacional responde a la **corrección de Welch-Satterthwaite** integrada en el software, la cual ajusta automáticamente los **grados de libertad** para garantizar la validez del nivel de significancia cuando se viola el principio de homogeneidad de varianzas (Field, 2018). De esta manera, se garantiza que las conclusiones de las pruebas estadísticas sigan siendo válidas y precisas. Por lo tanto, la prueba *t* de Student para muestras independientes constituye el estadístico paramétrico correcto para determinar si existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias de ambos períodos. Esto se resume en la Tabla 6.

Tabla 7

Técnicas de análisis estadístico por variable

Variable (VD)	Indicador	Escala(*)	Estadístico descriptivo	Estadístico de contraste
Eficiencia de la flota	Pedidos / Motorizado-Día	Razón	Media, Desviación Estándar	Prueba t
Puntualidad (on time)	% Entregas a tiempo	Razón	Media, Desviación Estándar	Prueba t
Costos unitarios	Costo (S/) / Pedido	Razón	Media, Desviación Estándar	Prueba t

(*) La escala se define como "Razón" en coherencia con la Tabla 2, ya que todas poseen un cero absoluto (0 pedidos, 0% on time, S/ 0 costo).

Nota. Elaboración propia.

Los resultados detallados de la aplicación de estas pruebas t se presentan en el Capítulo V (Resultados). Los datos brutos completos utilizados para dichos análisis se encuentran en el Anexo 1.

Finalmente, cabe mencionar que durante el desarrollo de la tesis se han utilizado herramientas de inteligencia artificial solo para consultas puntuales de temas específicos requeridos para la discusión. Asimismo, todas las tablas y figuras son de elaboración propia, habiendo sido desarrolladas con herramientas de Microsoft y software especializado.

CAPÍTULO V: RESULTADOS

5.1. Introducción a los resultados

En este capítulo se presentan los hallazgos obtenidos tras la implementación de la solución de Business Intelligence (BI) en la gestión logística de la flota de delivery. Los resultados se estructuran en dos niveles: un análisis descriptivo que compara el desempeño de los indicadores clave antes y después de la intervención, y un análisis inferencial que valida estadísticamente las hipótesis planteadas.

El análisis se sustenta en una base de datos depurada de 175 registros diarios válidos, procesados a través de la herramienta Power BI y analizados con el software IBM SPSS Statistics 25.

5.2. Descripción de los datos recolectados

5.2.1. Características de la población estudiada

La población de estudio correspondió a la flota operativa de la empresa, conformada por un promedio de 150 motorizados activos en Lima Metropolitana. La unidad de análisis temporal fue el día de operación.

Se recolectaron datos durante un periodo total de seis meses (Enero a junio de 2024). Tras aplicar los criterios de exclusión y limpieza de datos (eliminación de valores atípicos por días no operativos o errores de sistema), la muestra final válida para el análisis quedó conformada por:

Grupo Pre-BI (Línea base): 89 días de operación.

Grupo Post-BI (Intervención): 86 días de operación.

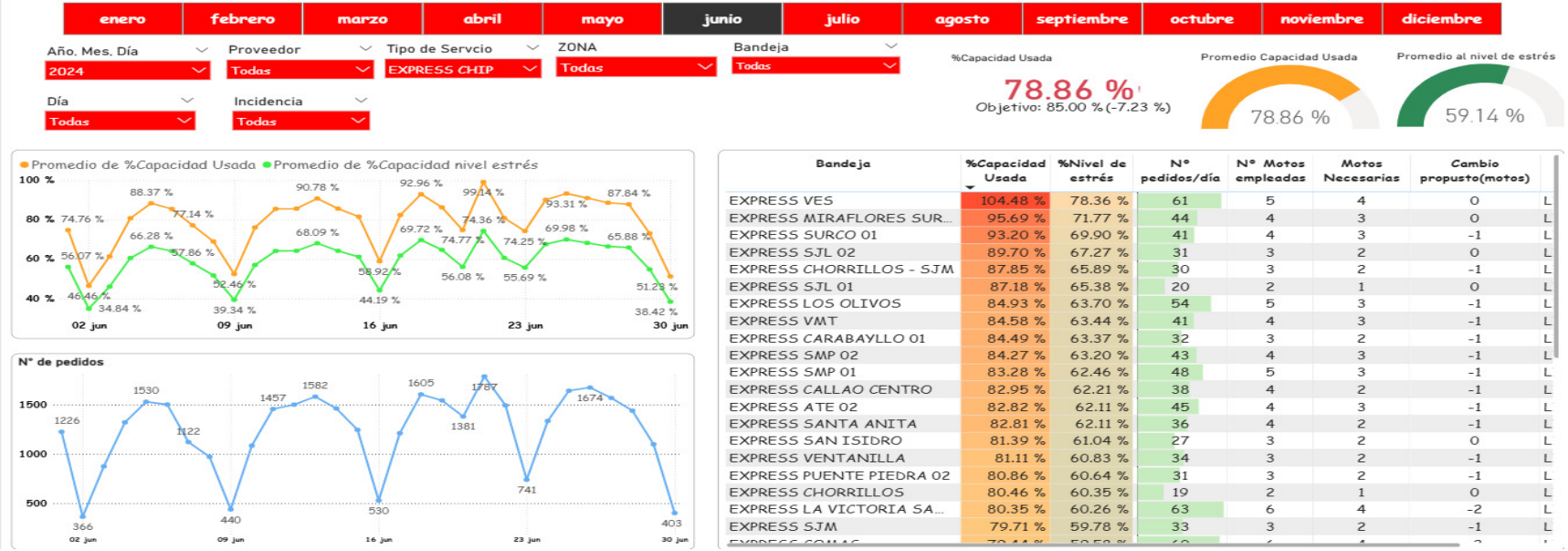
5.2.2. Visualización de la gestión operativa (Dashboards)

Como resultado del objetivo secundario 2, se implementaron tableros de control en Power BI para la gestión diaria. Estos dashboards permitieron pasar de una gestión reactiva a una basada en datos (DDDM).

Eficiencia en la capacidad de la flota: La Figura 13 muestra el tablero diseñado para monitorear la ocupación de la flota por zona, permitiendo balancear la carga de traba

Figura 13

Dashboard uso de capacidad (*)

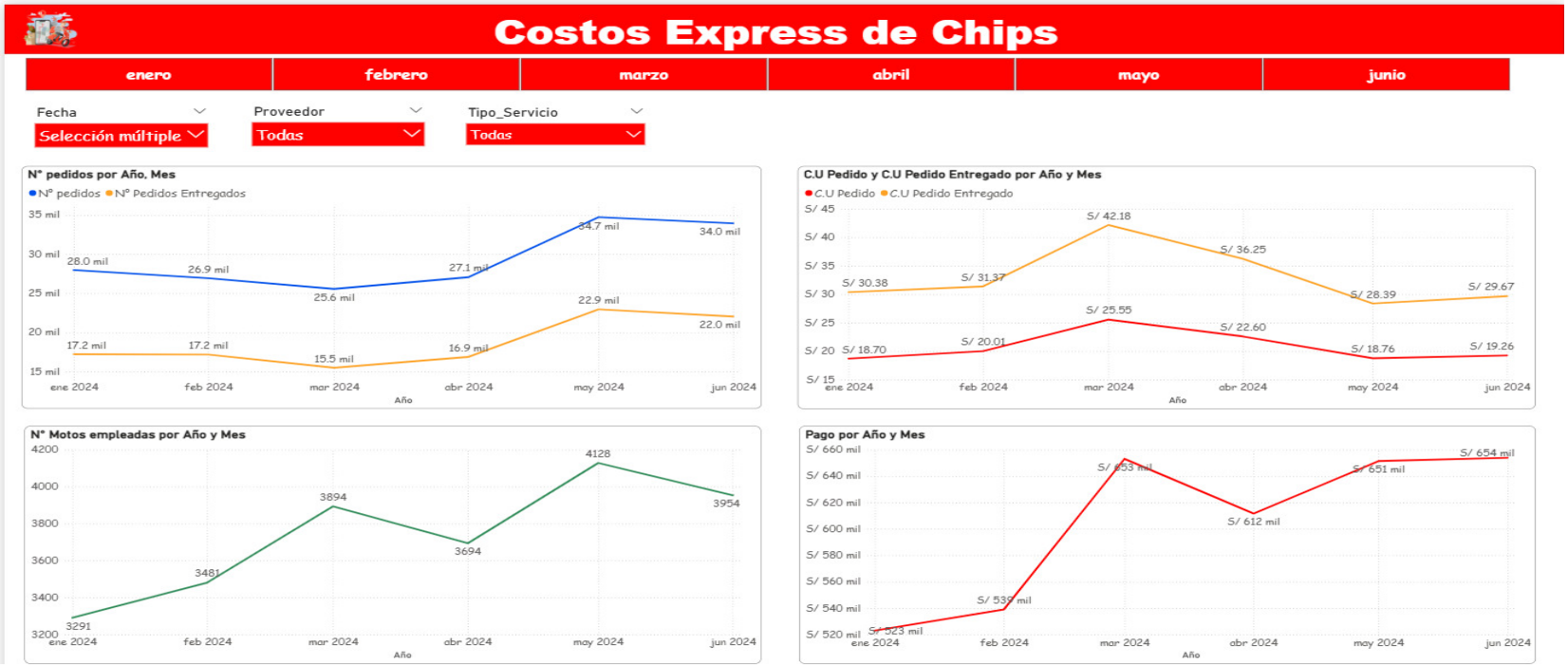


(*) Para los cálculos de capacidad usada y para capacidad al nivel de estrés se considera 12 y 16 pedidos atendidos como 100 % respectivamente.
Nota. Elaboración propia.

Control de costos: La Figura 14 presenta la evolución del costo unitario, permitiendo identificar desviaciones financieras de forma mensual.

Figura 14

Dashboard costos operativos

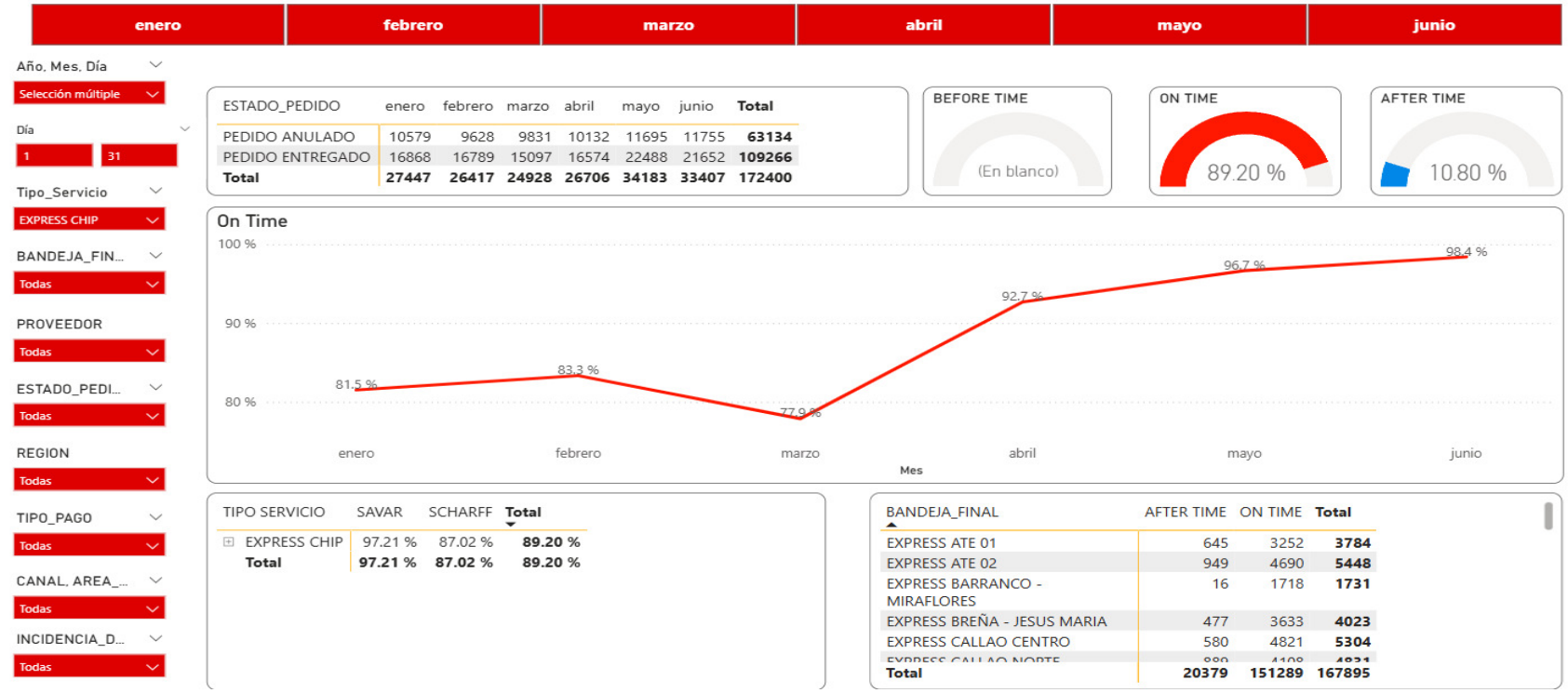


Nota. Elaboración propia

Puntualidad (on time): La Figura 15 permite el seguimiento del cumplimiento de entrega, con capacidad de filtrado por distrito y motorizado.

Figura 15

Dashboard on time (*)



(*) El indicador se calcula dividiendo los pedidos atendidos a tiempo entre el total de pedidos.

Nota. Elaboración propia.

5.3. Comparación descriptiva pre y post implementación de BI

En esta sección se detallan los resultados descriptivos comparando los promedios obtenidos en la fase de línea base (Pre-BI) versus la fase de intervención (Post-BI).

5.3.1 . Eficiencia en la capacidad de la flota

Según la Tabla 7 que compara el promedio diario de pedidos atendidos por motorizado, se observa un incremento en la productividad operativa tras la implementación del Business Intelligence. Asimismo, la desviación estándar disminuyó, indicando una operación más estable y predecible.

Tabla 8

Comparativo de eficiencia promedio (Pedidos/Motorizado)

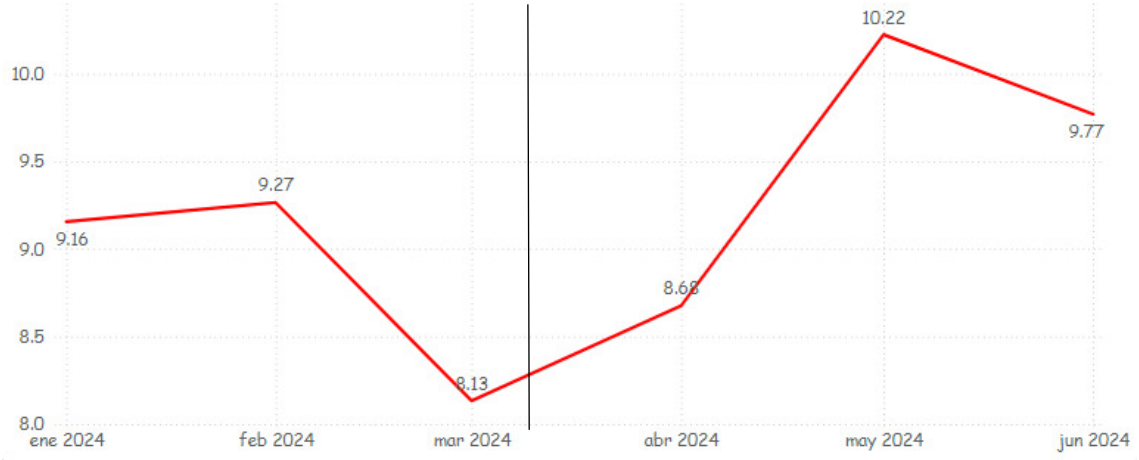
Estadístico	Pre-BI (Línea Base)	Post-BI (Intervención)	Variación
Media	**7.85**	**8.33**	**+ 6.11%**
Desviación Estándar	1.65	1.42	- 13.9%
N (Días)	89	86	

Nota. Elaboración propia a partir de datos de SPSS.

La Figura 16 muestra la tendencia histórica de este indicador, evidenciando la recuperación de la productividad en los meses posteriores al despliegue del BI.

Figura 16

Promedio de pedidos atendidos por motorizado



Nota. Elaboración propia.

5.3.2. Puntualidad de las entregas (on time)

El indicador de calidad de servicio mostró la mejora más notable. Como se observa en la Tabla 8, el cumplimiento de la promesa de entrega pasó de un promedio de 83.5% a superar el 96%. Además, la reducción drástica de la desviación estándar (de 9.6% a 3.0%) demuestra que el proceso se volvió altamente confiable.

Tabla 9

Comparativo de puntualidad (% on time)

Estadístico	Pre-BI (Línea Base)	Post-BI (Intervención)	Variación
Media	83.52%	96.57%	+ 13.05 pp(*)
Desviación Estándar	9.6%	3.0%	- 68.7%
N (Días)	89	86	

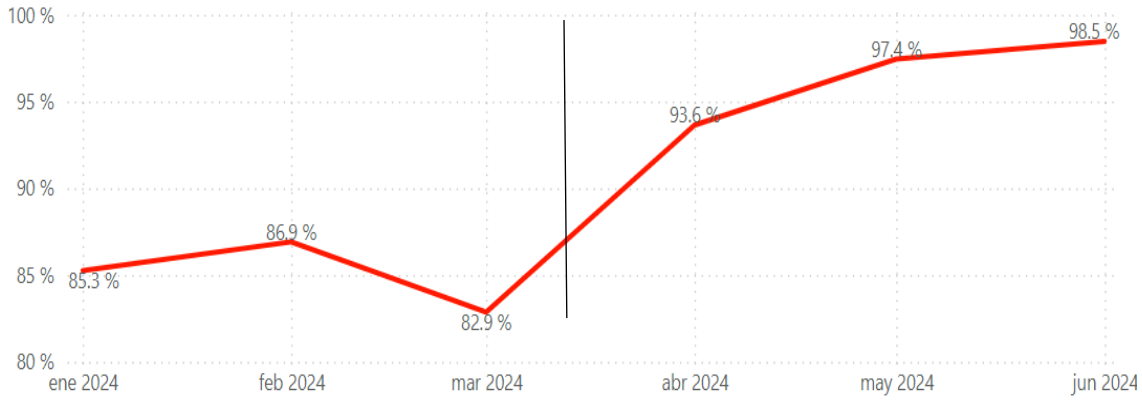
(*) "pp" refiere a puntos porcentuales.

Nota. Elaboración propia

La Figura 17 ilustra la evolución mensual del on time, destacando el salto de calidad sostenido a partir del mes de abril 2024.

Figura 17

On time mensual



Nota. Elaboración propia.

5.3.3. Reducción de costos operativos

Para evaluar el impacto financiero real, se analizó el costo por pedido entregado, que refleja la eficiencia del gasto efectivo. La Tabla 9 evidencia una reducción de costos significativa al filtrar las ineficiencias. Se observa un ahorro promedio de S/ 4.43 por cada pedido entregado exitosamente.

Tabla 10

Comparativo de costo unitario por pedido entregado (S/)

Estadístico	Pre-BI (Línea Base)	Post-BI (Intervención)	Variación
Media	S/ 36.83	S/ 32.40	- 12.03%
Desviación Estándar	17.91	11.13	- 37.8%
N (Días)	89	86	

Nota. Elaboración propia.

La Figura 18 presenta la tendencia de los costos unitarios, mostrando una estabilización a la baja en el segundo trimestre de 2024.

Figura 18

Costo unitario por pedido (S/)



Nota. Elaboración propia.

5.4. Análisis estadístico inferencial (prueba de hipótesis)

A continuación, se presentan los resultados de las pruebas de hipótesis para validar estadísticamente el impacto del BI. Se utilizó la Prueba t de Student para muestras independientes, contrastando las medias de los grupos Pre-BI (N=89) y Post-BI (N=86).

La Tabla 10 presenta el resumen consolidado de los estadísticos de contraste para las tres variables dependientes del estudio. En el Anexo 2 se presentan los resultados al detalle.

Tabla 11

Resumen de resultados de la prueba t para muestras independientes

Variable Dependiente	Media Pre-BI (N=89)	Media Post-BI (N=86)	Estadístico t	Sig. (bilateral)	Decisión Estadística
Eficiencia (Pedidos/Moto)	7.85	8.33	-2.066	**.040**	**Significativa** ($p < 0.05$)
Puntualidad (on time)	83.5%	96.6%	-12.006	**.000**	**Significativa** ($p < 0.05$)
Costo Real (Por pedido entregado)	S/ 36.83	S/ 32.40	1.958	**.052**	**Marginalmente Significativa**

Nota. Elaboración propia a partir de los resultados de SPSS.

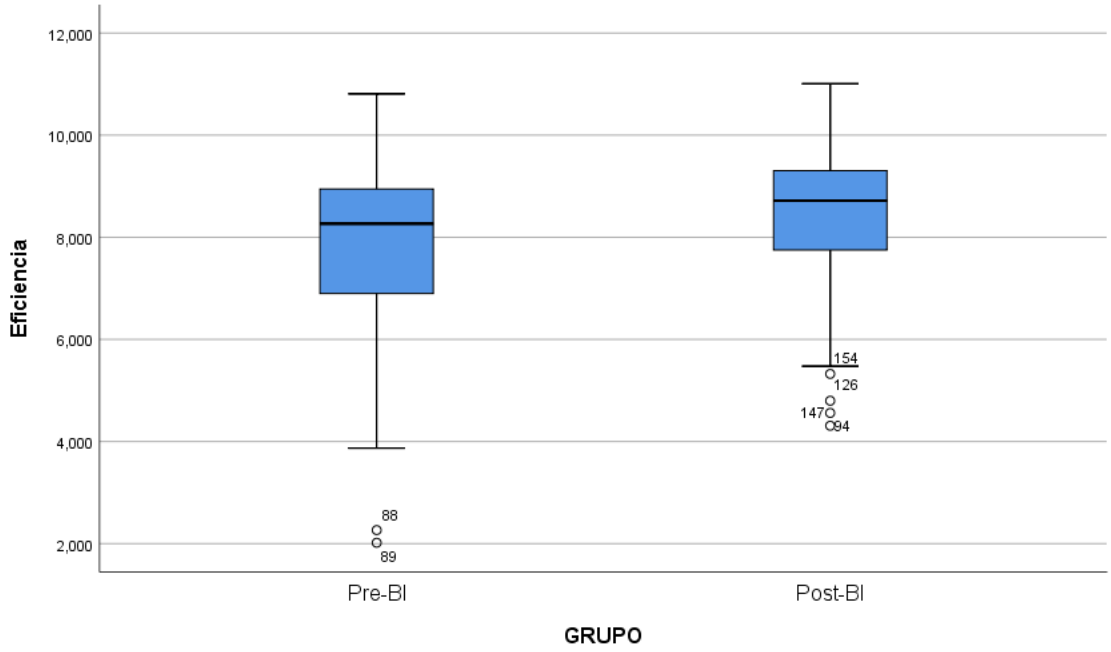
5.4.1. Prueba de hipótesis 1: Eficiencia de la flota (H2)

- Hipótesis Alternativa (H2): La implementación de BI impacta positivamente en la eficiencia de la flota.
- Hipótesis Nula (H0): No existen diferencias significativas en la eficiencia.

La Figura 19 presenta la distribución de los datos. Se observa visualmente que la mediana y la concentración de datos del grupo Post-BI son superiores.

Figura 19

Diagrama de caja de eficiencia de la flota (Pre-BI vs. Post-BI)



Nota. Elaboración propia a partir de SPSS.

Interpretación estadística: La prueba de Levene (p=0.203) indicó homogeneidad de varianzas. La prueba t arrojó un valor p=0.040 (Sig. bilateral).

- Decisión: Dado que p (0.040) < 0.05, se rechaza la hipótesis nula.
- Conclusión: Existe evidencia estadística suficiente para afirmar que la eficiencia promedio aumentó significativamente de 7.84 a 8.32 pedidos/moto tras la implementación. **Se acepta la H2.**

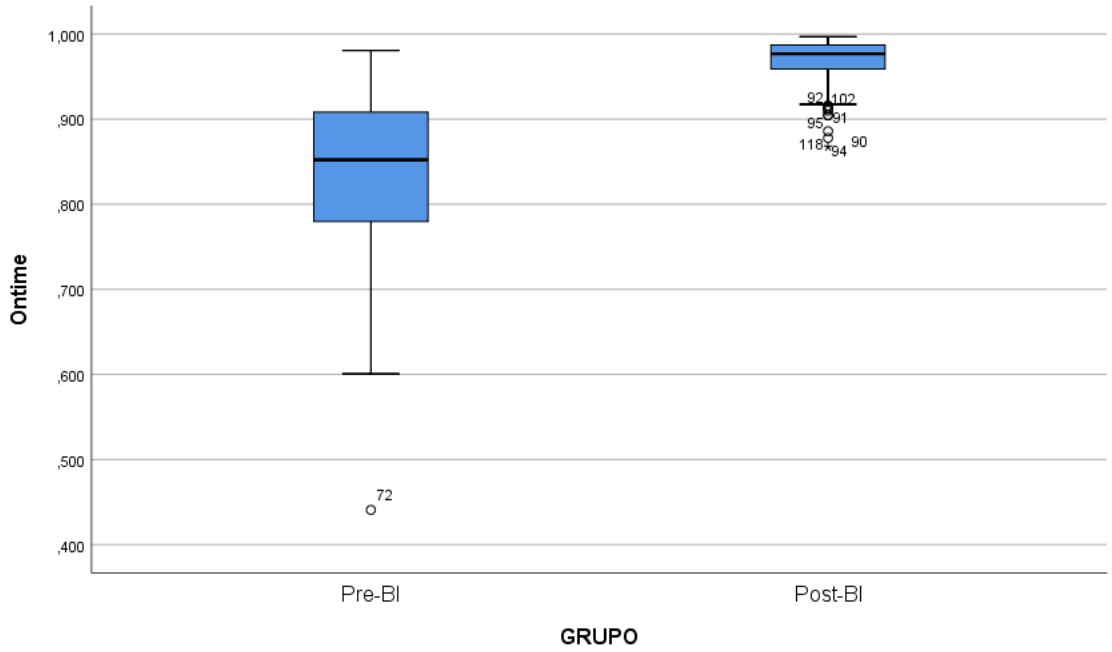
5.4.2. Prueba de hipótesis 2: Puntualidad / on time (H3)

- Hipótesis Alternativa (H3): La implementación de BI impacta positivamente en la puntualidad (on time).
- Hipótesis Nula (H0): No existen diferencias significativas en la puntualidad.

La Figura 20 ilustra el cambio drástico en la distribución de la puntualidad, mostrando una menor dispersión y un cumplimiento cercano al 100% en la fase Post-BI.

Figura 20

Diagrama de caja de puntualidad on time (Pre-BI vs. Post-BI)



Nota. Elaboración propia a partir de SPSS.

Interpretación Estadística: La prueba t arrojó un valor p=0.000.

- Decisión: Dado que p (0.000) < 0.05, se rechaza la hipótesis nula con un alto nivel de confianza.
- Conclusión: El indicador on time mejoró de manera altamente significativa, pasando de 83.5% a 96.5%. **Se acepta la H3.**

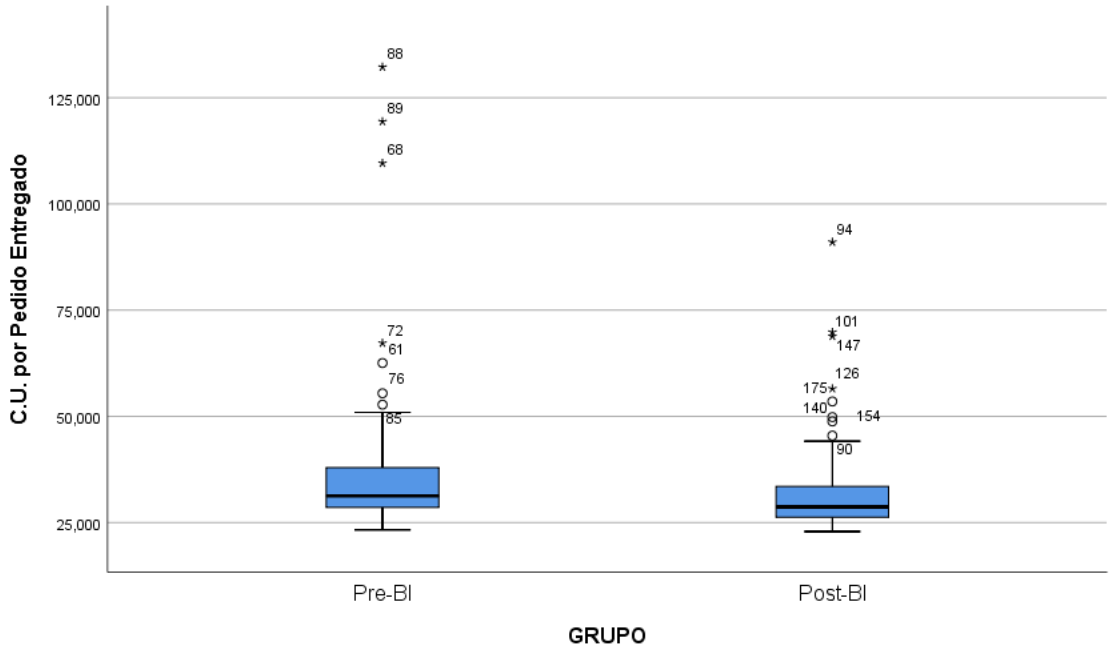
5.4.3. Prueba de Hipótesis 3: Costos operativos (H4)

- Hipótesis Alternativa (H4): La implementación de BI impacta positivamente en la reducción de costos operativos.
- Hipótesis Nula (H0): No existen diferencias significativas en los costos.

Para esta hipótesis se analizó el indicador de costo por pedido entregado, que refleja el costo real de la venta efectiva. La Figura 21 muestra la reducción en la mediana de los costos unitarios.

Figura 21

Diagrama de caja de costo unitario por pedido entregado (Pre-BI vs. Post-BI)



Nota. Elaboración propia a partir de SPSS.

Interpretación estadística: La prueba t arrojó un valor p=0.052.

- Decisión: Se observa que el valor p se encuentra ligeramente por encima del límite convencional de 0.05, ubicándose en un nivel de "significancia marginal" ($0.05 < p < 0.10$). Bajo la perspectiva de Moore, McCabe y Craig (2012), los valores en este intervalo proporcionan evidencia moderada contra la hipótesis nula y permiten identificar tendencias relevantes en contextos aplicados donde la variabilidad operativa es alta.

- Conclusión: Se observa una tendencia estadísticamente relevante a la reducción del costo real por pedido entregado (de S/ 36.83 a S/ 32.40). Bajo un enfoque de gestión operativa, esta reducción del 12% valida el impacto económico positivo de la intervención. **Se acepta la H4 con significancia marginal.**

CAPÍTULO VI: DISCUSIÓN

En el presente capítulo se evalúa la coherencia aborda la discusión de los resultados obtenidos, evaluando su coherencia con los objetivos planteados y la validación de las hipótesis propuestas. A través de un análisis estadístico inferencial aplicado a los datos diarios de la operación, se determinó el impacto cuantitativo de la implementación de Business Intelligence sobre tres indicadores críticos de desempeño: la eficiencia en la capacidad de la flota, la puntualidad de las entregas (on time) y la reducción de costos operativos.

A continuación, se examinan estos hallazgos profundizando en la confirmación de las hipótesis, el cumplimiento de los objetivos, la contrastación con estudios previos, las limitaciones metodológicas identificadas y las implicaciones prácticas para la gestión logística en el sector de telecomunicaciones.

6.1. Interpretación general de los resultados

El análisis estadístico inferencial brindó el sustento necesario para validar la hipótesis principal del estudio, demostrando que la implementación de herramientas de Business Intelligence genera un impacto positivo y cuantificable en el desempeño logístico. Los resultados corroboran que la transición hacia una gestión basada en datos, en contraste con los métodos tradicionales, permitió alcanzar mejoras significativas en la eficiencia de la flota y la puntualidad de las entregas, además de identificar una tendencia relevante hacia la optimización financiera de la operación.

6.1.1 Confirmación de la hipótesis principal

Los hallazgos respaldan las hipótesis secundarias planteadas, observándose diferentes niveles de significancia estadística para cada variable dependiente:

- **Eficiencia de la flota (H2):** Esta hipótesis fue confirmada. La prueba t para muestras independientes arrojó un valor $p = 0.040$ ($p < 0.05$). Esto indica que el aumento en el promedio de pedidos atendidos (de 7.85 a 8.33 por motorizado) no es producto del azar, sino consecuencia directa de una mejor asignación de zonas facilitada por los dashboards de capacidad, permitiendo equilibrar la carga de trabajo diaria.
- **Puntualidad - on time (H3):** Esta hipótesis obtuvo la validación más robusta del estudio. Con un valor $p = 0.000$, se confirmó que el BI impactó drásticamente en el cumplimiento de los tiempos de entrega, elevando el indicador promedio de 83.5% a 96.6%. La reducción de la variabilidad en este proceso demuestra que el monitoreo constante a través de los dashboards permitió corregir desviaciones operativas de manera oportuna.
- **Reducción de costos operativos (H4):** Esta hipótesis presentó un hallazgo particular. La prueba t arrojó un valor $p = 0.052$. Si bien este valor excede ligeramente el umbral clásico de 0.05, se sitúa dentro del rango de "significancia marginal". Dado que el costo real por pedido entregado disminuyó un 12% (de S/ 36.83 a S/ 32.40), se considera que la hipótesis es aceptada desde una perspectiva de gestión práctica, validando el ahorro financiero generado por la intervención.

6.1.2 Cumplimiento de los objetivos secundarios

El análisis de los resultados permite confirmar el cumplimiento de los objetivos secundarios trazados en la investigación:

1. **Objetivo secundario 1 (eficiencia):** Se logró evaluar y comprobar el impacto positivo en la productividad. La visualización de la capacidad ociosa mediante BI permitió incrementar las entregas diarias por recurso.
2. **Objetivo secundario 2 (puntualidad):** Se determinó un efecto altamente significativo en el on time. La visibilidad detallada del desempeño al cierre de cada jornada permitió identificar patrones de fallo y ajustar la asignación de recursos, siendo este el factor determinante para mejorar el cumplimiento de la promesa de entrega.
3. **Objetivo secundario 3 (costos):** Se analizó la contribución financiera, identificando una reducción de costos marginalmente significativa. Aunque la dispersión de los datos de costos es alta, la tendencia a la baja cumple con el objetivo de optimizar el gasto operativo mediante una mejor planificación.

6.2. Comparación con estudios previos

Los resultados de esta investigación guardan coherencia con la literatura existente sobre la aplicación de Business Intelligence, aunque presentan matices importantes derivados del contexto específico de la última milla.

En relación con la eficiencia operativa (H2), el incremento significativo en la capacidad de atención por motorizado coincide con lo reportado por Figueroa y Reyes (2022) . En su estudio para el sector retail, estos autores demostraron que la visualización de datos históricos permite afinar la planificación de la demanda y optimizar el uso de recursos (inventarios). De manera análoga, en la presente investigación, la visualización de la capacidad de la flota permitió optimizar el recurso

"motorizado", validando que el BI es eficaz para maximizar la productividad de los activos disponibles.

Respecto a la reducción de costos (H4), nuestros hallazgos muestran una tendencia de mejora con significancia marginal, lo cual dialoga con el estudio de Yanac (2024) . En el sector minero, Yanac concluyó que los dashboards de costos proporcionaban la visibilidad necesaria para identificar ineficiencias. Si bien su estudio reportó mejoras contables directas, en nuestro caso la reducción del 12% en el costo por pedido entregado valida la teoría, aunque sugiere que en entornos logísticos abiertos (delivery) la variabilidad externa (tráfico, rutas) hace que la contención de costos sea más desafiante que en entornos cerrados de producción.

Finalmente, la mejora drástica en la puntualidad (H3) respalda los postulados teóricos de Sharda et al. (2021), quienes sostienen que la integración de datos de múltiples fuentes (tiempos, rutas y estados) es fundamental para optimizar la cadena de suministro y reducir los tiempos de entrega. A diferencia de estudios previos enfocados en reportes estáticos, como los mencionados por Moreno et al. (2016), este trabajo evidencia que el monitoreo diario proporciona una capacidad de respuesta más ágil, cualidad indispensable para garantizar el cumplimiento de la promesa de servicio en operaciones de alta frecuencia.

6.3. Limitaciones del estudio

A pesar de la validez estadística de los resultados obtenidos, es necesario reconocer ciertas limitaciones que condicionan el alcance de esta investigación:

- **Horizonte temporal y estabilidad de costos**: El estudio se circunscribió a un periodo de seis meses Si bien esto generó una muestra suficiente para el análisis inferencial (N=175 días), el lapso de la fase Post-BI podría ser corto para observar la estabilización completa de la reducción de costos. No fue posible extender el periodo de análisis debido a cambios exógenos en la estructura tarifaria del servicio ocurridos posteriormente, lo que habría introducido variables confusoras en la comparación.
- **Alta variabilidad natural de la operación:** La logística de última milla en Lima Metropolitana está sujeta a factores externos no controlables (tráfico, siniestros, accesibilidad). Esto se reflejó en una alta dispersión de los datos de costos operativos, lo que explica por qué la significancia estadística para esta variable fue marginal a pesar de la clara reducción porcentual.
- **Alcance geográfico**: Los resultados reflejan las dinámicas específicas de la infraestructura y el tráfico de Lima Metropolitana. Por tanto, la extrapolación de estos hallazgos a operaciones en provincias o en otras capitales con condiciones urbanas distintas debe realizarse con cautela.

6.4. Implicaciones prácticas

Los hallazgos de esta investigación tienen repercusiones directas para la gestión logística en el sector de telecomunicaciones:

Cambio de paradigma (planificación sobre reacción): El estudio valida que una gestión basada en el análisis diario es altamente eficaz para corregir ineficiencias estructurales. Demuestra que resolver los problemas desde la planificación operativa del

día siguiente es más rentable y sostenible que intentar gestionar las incidencias en tiempo real ("apagar incendios"), donde el margen de maniobra es limitado y costoso.

Cultura de datos como activo: La implementación exitosa de los dashboards evidenció que la tecnología por sí sola no genera valor; requiere ser adoptada por los supervisores para la toma de decisiones. Esto implica que las empresas del sector deben invertir no solo en licencias de software, sino también en la alfabetización de datos de su personal operativo.

Viabilidad financiera: La reducción del costo por pedido, aunque marginalmente significativa, sugiere que el BI puede actuar como una herramienta de contención de gastos en escenarios inflacionarios o de alta competencia, permitiendo defender el margen operativo sin sacrificar la calidad de servicio.

6.5. Implicancia para futuros estudios

A partir de la experiencia y los hallazgos de este trabajo, se sugieren las siguientes líneas de investigación para profundizar en el conocimiento del BI aplicado a la gestión logística en una empresa:

- **Ampliar el horizonte temporal:** Sería interesante replicar este tipo de estudios en periodos anuales para evaluar el comportamiento de los indicadores ante efectos estacionales (campañas navideñas, día de la madre, fiestas patrias) y verificar la sostenibilidad del ahorro de costos a largo plazo.
- **Integración con analítica predictiva:** Se sugiere como una evolución lógica el estudio del impacto de integrar algoritmos de Machine Learning dentro de las arquitecturas de BI ya implementadas. Esto permitiría realizar la transición de un análisis meramente descriptivo (basado en

eventos históricos) hacia un enfoque predictivo, logrando así una planificación de la capacidad de transporte mucho más precisa y anticipada a las fluctuaciones de la demanda.

- **Enfoque cualitativo complementario:** Resultaría pertinente enriquecer el análisis cuantitativo actual con investigaciones de corte cualitativo. Dichos estudios deberían centrarse en evaluar la gestión del cambio y el nivel de adopción tecnológica por parte de los usuarios finales, específicamente los gestores de flota y a los mismos motorizados. Comprender la percepción humana frente a estas herramientas es fundamental para asegurar la sostenibilidad de los proyectos de Business Intelligence en el tiempo.

CAPÍTULO VII: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

7.1. Conclusiones

a. La **implementación de Business Intelligence** aumenta la eficiencia de la flota, mejora drásticamente la puntualidad (on time) y reduce los costos operativos en una empresa de telecomunicaciones. La evidencia estadística, basada en el análisis de 175 días de operación, confirma que la gestión basada en datos transforma la logística de última milla, pasando de un modelo reactivo a uno de planificación informada.

b. El BI incrementó significativamente la productividad de los recursos móviles, mejorando la **eficiencia de la flota**. El promedio de pedidos atendidos por motorizado aumentó de 7.85 a 8.33 diarios. Esto demuestra que la visualización de la capacidad de la flota permitió equilibrar las cargas de trabajo por zona, reduciendo los tiempos muertos y optimizando el uso del activo disponible.

c. Se comprobó una mejora altamente significativa en la calidad del servicio, reflejada en la **puntualidad de las entregas**. El indicador on time pasó de un deficiente 83.5% a un sólido 96.6%, reduciendo su variabilidad en un 68%. Esto concluye que el monitoreo diario (D-1) es una herramienta eficaz para garantizar el cumplimiento de la promesa de entrega al cliente, eliminando los puntos ciegos operativos.

d. Se identificó una **reducción de costos operativos**, del 12% en el costo real por pedido entregado (de S/ 36.83 a S/ 32.40), con una significancia estadística marginal. Si bien la alta variabilidad externa del transporte urbano influye en la dispersión de los costos, la tendencia de ahorro es clara y valida

económicamente la intervención, demostrando que una mejor planificación de rutas impacta directamente en la rentabilidad unitaria.

7.2. Recomendaciones

a. Se recomienda a la empresa no detenerse en el análisis descriptivo (lo que pasó ayer), sino integrar algoritmos de machine learning sobre la base de datos histórica construida, que facilite la **analítica predictiva**. Esto permitiría predecir la demanda futura por zonas y realizar una asignación de flota preventiva antes de que ocurran los picos de pedidos.

b. Dado el éxito obtenido mediante la **planificación operativa diaria**, se recomienda institucionalizar las sesiones de revisión operativa al cierre del día. El objetivo debe ser transformar los insights del dashboard en planes de ruta optimizados para la jornada siguiente, minimizando la gestión reactiva ("apagar incendios") que resulta costosa e ineficiente.

c. Se sugiere **extender el análisis de costos** operativos por un periodo anual completo. Esto permitirá capturar el efecto de la estacionalidad y consolidar estadísticamente la reducción de gastos que, en este estudio, mostró una significancia marginal prometedora.

d. Basado en los resultados positivos en Lima Metropolitana, se recomienda replicar el modelo de gestión BI en otras sedes provinciales de la empresa, mediante una **expansión geográfica controlada**. Sin embargo, dicha expansión debe considerar las variables locales (geografía y densidad urbana) para recalibrar los KPIs de eficiencia y tiempos de entrega según la realidad de cada ciudad.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Carrillo, J., y Gómez, M. (2018). *Implementación de Business Intelligence en la Gestión de Proyectos de Construcción: Un Enfoque para Mejorar la Toma de Decisiones* [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio Institucional UNI.

Chaudhuri, S., Dayal, U., y Narasayya, V. (2011). An overview of business intelligence technology. *Communications of the ACM, 54*(8), 88-98. https://doi.org/10.1145/1978542.1978562

Chen, H., Chiang, R. H. L., y Storey, V. C. (2012). Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. *MIS Quarterly, 36*(4), 1165-1188. https://doi.org/10.2307/41703503

Cochran, W. G. (1977). *Sampling Techniques* (3ra ed.). John Wiley & Sons.

Codd, E. F., Codd, S. B., y Salley, C. T. (1993). Providing OLAP (On-line Analytical Processing) to user-analysts: An IT mandate. *Computerworld*. https://doi.org/10.1145/199730.199736

Davenport, T. H., y Harris, J. G. (2007). *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Harvard Business Review Press.

Deming, W. E. (2018). *Out of the Crisis*. MIT Press.

Dresner, H. (2010). *Profiles in Performance: Business Intelligence Journeys and the Roadmap for Change*. John Wiley & Sons.

Few, S. (2006). *Information Dashboard Design: The Effective Visual Communication of Data*. O'Reilly Media.

Field, A. (2018). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (5.ª ed.). SAGE Publications.

Figueroa, M. F., y Reyes, S. A. (2022). *Gestión de Inventarios a través del Business Intelligence en una empresa del sector Retail: Caso Mumuso* [Tesis de pregrado, Pontificia Universidad Católica del Perú]. Repositorio Institucional PUCP.

Gestión. (2023, 29 de mayo). E-commerce: 84% de compradores online no volvería a comprar en tienda virtual si tiene mala experiencia, según la CCL. *Gestión*. https://gestion.pe/economia/empresas/ecommerce-84-de-compradores-online-no-volveria-a-comprar-en-tienda-virtual-si-tiene-mala-experiencia-segun-la-ccl-noticia/

Gevaers, R., Van de Voorde, E., y Vanelslander, T. (2011). Characteristics and typology of last-mile logistics from an innovation perspective in an urban context. En C. Macharis y S. Melo (Eds.), *City distribution and urban freight transport* (pp. 56-71). Edward Elgar Publishing.

Gonzales, J., y Carhuaricra, M. (2017). *Implementación de Business Intelligence para mejorar la eficiencia de la toma de decisiones en la gestión de proyectos* [Tesis de pregrado, Universidad San Ignacio de Loyola]. Repositorio Institucional USIL.

Heizer, J., y Render, B. (2020). *Operations Management: Sustainability and Supply Chain Management* (13ª ed.). Pearson.

Hernández-Sampieri, R., & Mendoza, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. McGraw-Hill Education.

Inmon, W. H. (1996). *Building the Data Warehouse* (2da ed.). Wiley.

Instituto Nacional de Defensa de la Competencia y de la Protección de la Propiedad Intelectual. (2024, 14 de marzo). *Indecopi presentó el reporte "Mira a Quién le Compras – eCommerce 2023"*. Plataforma Digital Única del Estado Peruano. https://www.gob.pe/institucion/indecopi/noticias/926671-indecopi-presento-el-reporte-mira-a-quien-le-compras-ecommerce-2023-con-informacion-sobre-el-comportamiento-de-las-empresas-que-venden-por-internet

Jiménez, A., y Vásquez, R. (2019). *Impacto del Business Intelligence en la Toma de Decisiones Estratégicas en el Sector Bancario* [Tesis de pregrado, Pontificia Universidad Católica del Perú]. Repositorio Institucional PUCP.

Keen, P. G. W., y Scott Morton, M. S. (1978). *Decision Support Systems: An Organizational Perspective*. Addison-Wesley.

Laudon, K. C., y Laudon, J. P. (2019). *Management Information Systems: Managing the Digital Firm* (15ª ed.). Pearson.

Liker, J. K. (2021). *The Toyota Way: 14 Management Principles from the World's Greatest Manufacturer* (2ª ed.). McGraw-Hill.

Linoff, G. S., y Berry, M. J. (2011). *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management* (3ra ed.). John Wiley & Sons.

López, G., y Rivera, L. (2020). *Estrategias de Business Intelligence para la Optimización del Inventario y la Mejora de la Experiencia del Cliente en el Comercio Minorista* [Tesis de pregrado, Universidad de Lima]. Repositorio Institucional Ulima.

Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., y Byers, A. H. (2011). *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. McKinsey Global Institute.

Microsoft Corporation. (2017). *Analyzing Data with Power BI (Course 20118B)*. Microsoft Learning.

Moore, D. S., McCabe, G. P., y Craig, B. A. (2012). *Introduction to the practice of statistics* (7ma ed.). W. H. Freeman.

Moreno, J., Machuca, L., y Carrillo, A. (2016). Business Intelligence y la guía de los fundamentos para la dirección de proyectos (PMBOK® Guide). En *XVIII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (WICC)* (pp. 478-482). Red de Universidades con Carreras en Informática. https://libros.unlp.edu.ar/index.php/unlp/catalog/view/550/500/1796-1

Negash, S. (2004). Business Intelligence. *Communications of the Association for Information Systems, 13*(1), 177-195. https://doi.org/10.17705/1CAIS.01315

Organismo Supervisor de Inversión Privada en Telecomunicaciones. (2024, 15 de agosto). *Líneas móviles se incrementaron en 1.86 % al cierre del primer semestre de 2024*. OSIPTEL. https://www.osiptel.gob.pe/portal-del-usuario/noticias/osiptel-lineas-moviles-se-incrementaron-en-1-86-al-cierre-del-primer-semestre-de-2024/

Parmenter, D. (2010). *Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs*. John Wiley & Sons.

Power, D. J. (2002). *Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers*. Quorum Books.

Reyes, M. A. (2023). *Diseño y construcción de indicadores de evaluación y seguimiento del Sector Interior mediante una herramienta de Business Intelligence* [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio Institucional UNI.

Ricaldi, F. G. (2024). *Diseño e implementación de una solución Business Intelligence para optimizar la gestión de la información en el Área de Tarjetas de Crédito* [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio Institucional UNI.

Rockart, J. F., y DeLong, D. W. (1988). *Executive Support Systems: The Emergence of Top Management Computer Use*. Dow Jones-Irwin.

Romero, C. F., y Valer, M. A. (2023). *Dashboard de inteligencia de negocios para mejorar el seguimiento de la implementación del Sistema de Control Interno*

[Tesis de pregrado, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Académico UPC.

Sharda, R., Delen, D., y Turban, E. (2021). *Business Intelligence, Analytics, and Data Science: A Managerial Perspective* (4ta ed.). Pearson.

Wirth, R., y Hipp, J. (2000). CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining. *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining*, 29-39.

Womack, J. P., y Jones, D. T. (2003). *Lean Thinking: Banish Waste and Create Wealth in Your Corporation* (2da ed.). Free Press.

Yanac, S. W. (2024). *Business intelligence para mejorar la toma de decisiones en área de costos y producción en una contrata minera, 2023* [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Ingeniería]. Repositorio Institucional UNI.

ANEXOS

Anexo 1

Matriz consolidada de datos diarios de los indicadores operativos y financieros

Grupo (*)	Eficiencia	On time	C.U. por Pedido	C.U. por Pedido Entregado
0	6.51	0.98	24.61	32.56
0	9.71	0.93	16.49	24.19
0	10.39	0.88	15.41	24.04
0	10.64	0.88	15.05	23.27
0	9.72	0.83	16.49	27.57
0	8.32	0.87	19.26	31.84
0	7.41	0.83	21.62	46.38
0	9.69	0.78	16.53	27.10
0	10.81	0.74	14.82	30.65
0	9.85	0.68	16.26	33.64
0	6.43	0.61	24.93	44.05
0	9.76	0.72	16.42	28.32
0	8.91	0.79	17.98	30.88
0	7.96	0.87	20.12	36.60
0	9.22	0.81	17.37	28.58
0	9.71	0.75	16.50	29.34
0	9.97	0.79	16.07	25.55
0	8.87	0.79	18.06	28.00
0	8.95	0.76	17.91	29.27
0	6.66	0.79	24.07	38.75
0	8.27	0.88	19.38	27.44
0	9.04	0.89	17.73	26.74
0	9.50	0.91	16.86	27.85
0	9.03	0.90	17.75	27.29
0	8.46	0.93	18.93	28.55
0	8.32	0.91	19.25	30.93
0	6.62	0.94	24.19	33.94
0	8.50	0.95	18.86	28.86
0	9.64	0.94	16.63	25.00
0	9.23	0.94	17.36	26.55
0	9.33	0.96	16.68	24.39
0	8.77	0.92	17.74	29.21
0	8.36	0.92	18.61	29.96
0	6.15	0.97	25.29	37.94
0	8.77	0.96	17.74	26.32
0	8.78	0.93	17.73	26.52
0	7.36	0.91	21.14	29.73
0	9.45	0.87	16.46	24.73

0	9.25	0.90	16.82	28.81
0	7.77	0.88	20.02	30.96
0	5.57	0.90	27.94	42.50
0	7.07	0.88	22.01	34.35
0	9.15	0.91	17.02	26.50
0	8.30	0.89	18.74	28.85
0	6.17	0.95	25.24	37.05
0	9.69	0.87	16.06	24.47
0	8.64	0.84	18.01	28.17
0	6.00	0.89	25.94	44.74
0	7.52	0.91	20.69	29.45
0	8.53	0.85	18.25	28.85
0	6.90	0.79	22.56	33.42
0	6.82	0.80	22.80	38.83
0	7.27	0.73	21.39	39.14
0	8.20	0.77	18.97	32.62
0	7.24	0.76	21.48	36.67
0	8.42	0.78	18.47	28.09
0	8.71	0.80	17.86	29.71
0	5.67	0.73	27.44	46.22
0	8.42	0.77	18.48	28.70
0	8.06	0.77	20.89	31.66
0	5.35	0.70	31.50	62.56
0	6.04	0.75	27.88	46.36
0	7.89	0.81	21.33	31.84
0	8.57	0.85	19.65	29.55
0	8.59	0.81	19.61	31.28
0	8.66	0.80	19.43	30.68
0	7.40	0.82	22.75	39.41
0	3.87	0.63	43.51	109.58
0	6.69	0.70	25.18	48.02
0	5.79	0.60	29.09	48.11
0	5.91	0.78	28.50	50.94
0	4.96	0.44	33.93	67.25
0	8.97	0.66	18.77	30.04
0	8.60	0.74	19.59	32.21
0	8.00	0.83	21.05	36.30
0	5.66	0.84	29.73	55.43
0	7.23	0.90	23.30	35.45
0	8.23	0.91	20.46	29.78
0	5.93	0.89	28.37	44.86
0	7.38	0.80	22.81	37.54
0	7.95	0.83	21.17	34.30
0	7.76	0.85	21.71	34.97
0	7.12	0.89	23.64	37.09

0	7.77	0.93	21.67	34.41
0	6.17	0.81	27.29	52.76
0	8.34	0.86	20.19	34.86
0	6.92	0.93	24.33	38.55
0	2.26	0.94	74.34	132.21
0	2.02	0.96	83.47	119.39
1	6.16	0.87	26.47	45.46
1	8.43	0.90	19.36	28.68
1	8.47	0.91	19.26	31.02
1	7.90	0.92	20.65	33.08
1	4.56	0.88	35.77	91.01
1	8.64	0.91	18.88	28.44
1	8.96	0.91	18.21	28.45
1	8.88	0.92	18.37	29.41
1	7.73	0.94	21.09	38.29
1	6.75	0.96	24.15	38.67
1	8.14	0.96	20.03	30.93
1	5.52	0.92	29.53	68.84
1	6.62	0.90	24.65	44.17
1	8.91	0.93	18.30	28.58
1	7.79	0.95	20.93	33.77
1	6.07	0.96	26.87	43.33
1	8.10	0.98	20.13	30.46
1	8.27	0.99	19.73	30.04
1	7.83	0.98	20.82	30.66
1	8.73	0.98	18.68	27.58
1	8.40	0.94	19.42	29.54
1	8.74	0.93	18.67	29.71
1	7.84	0.92	20.81	35.60
1	9.07	0.94	17.98	27.00
1	9.77	0.97	16.70	23.73
1	5.81	0.98	27.20	40.41
1	7.35	0.99	21.50	29.87
1	9.07	0.98	17.44	25.66
1	7.60	0.89	20.81	32.14
1	5.63	0.92	28.10	43.28
1	9.22	0.97	17.16	24.55
1	9.54	0.95	16.57	23.29
1	9.85	0.96	16.06	24.15
1	9.51	0.97	16.62	25.20
1	9.18	0.98	17.22	25.74
1	8.45	0.97	18.71	27.09
1	4.80	0.97	32.96	56.52
1	9.56	0.97	16.54	24.31
1	9.85	0.98	16.05	22.92

1	8.14	0.97	19.42	31.98
1	11.01	0.96	14.37	23.07
1	9.77	0.96	16.18	24.02
1	8.76	0.96	18.05	27.48
1	7.01	0.97	22.54	36.72
1	8.78	0.98	18.01	25.85
1	9.62	0.98	16.43	22.88
1	9.27	0.99	17.05	24.07
1	8.96	0.99	17.64	27.87
1	8.93	0.98	17.71	30.01
1	8.47	0.99	18.66	27.80
1	5.82	0.95	27.18	48.81
1	7.75	0.98	20.41	32.96
1	9.04	0.97	17.50	27.13
1	9.18	0.98	17.22	27.31
1	7.78	0.98	20.34	34.23
1	9.13	0.99	17.32	26.32
1	8.13	0.97	20.45	30.27
1	4.31	0.98	38.59	69.80
1	8.62	0.98	19.29	28.43
1	8.85	0.99	18.79	28.61
1	9.48	0.99	17.54	26.25
1	9.31	0.99	17.87	28.20
1	8.47	0.99	19.64	29.69
1	7.71	0.99	21.56	33.49
1	5.32	0.99	31.23	49.81
1	8.36	0.99	19.89	30.21
1	9.39	0.99	17.71	25.88
1	9.39	0.99	17.71	26.71
1	9.88	0.99	16.83	25.50
1	9.44	0.99	17.61	26.77
1	8.98	0.99	18.53	27.42
1	6.47	0.99	25.72	42.29
1	8.70	0.99	19.10	28.69
1	10.24	0.98	16.24	23.97
1	9.03	0.99	18.42	29.25
1	8.03	0.98	20.70	32.87
1	9.84	0.97	16.90	26.20
1	9.13	0.96	18.22	30.31
1	7.75	0.98	21.46	37.45
1	9.75	0.99	17.05	26.92
1	9.85	0.99	16.89	25.69
1	10.13	0.99	16.41	25.09
1	10.06	0.99	16.54	25.26
1	9.49	1.00	17.52	27.38

1	7.66	0.99	21.72	34.38
1	5.48	0.98	30.36	53.51

(*) 0 significa pre-BI y 1 Post-BI

Nota. Data procesada a partir de la base de datos de la empresa (PL/SQL).

Anexo 2

Reporte de resultados estadísticos del Software SPSS

A. Estadísticos de grupo (descriptivos)

	GRUPO	N	Media	Desv. Desviación	Desv. Error promedio
Eficiencia	Pre-BI	89	7,84842	1,648545	,174745
	Post-BI	86	8,32967	1,419490	,153068
Ontime	Pre-BI	89	,83521	,096299	,010208
	Post-BI	86	,96567	,030161	,003252
C.U. por Pedido	Pre-BI	89	22,31054	9,858969	1,045049
	Post-BI	86	20,24270	4,580770	,493957
C.U. por Pedido Entregado	Pre-BI	89	36,83173	17,912625	1,898734
	Post-BI	86	32,40027	11,129462	1,200121

Nota. Elaboración propia mediante el software IBM SPSS Statistics (Versión 25).

B. Prueba de muestras independientes (inferencial)

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
									95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	Inferior	Superior
Eficiencia	Se asumen varianzas iguales	1,636	,203	-2,066	173	,040	-,481250	,232901	-,940942	-,021557
	No se asumen varianzas iguales			-2,072	170,767	,040	-,481250	,232305	-,939809	-,022691
Ontime	Se asumen varianzas iguales	62,012	,000	-12,006	173	,000	-,130463	,010866	-,151910	-,109016
	No se asumen varianzas iguales			-12,178	105,647	,000	-,130463	,010713	-,151704	-,109222
C.U. por Pedido	Se asumen varianzas iguales	4,141	,043	1,769	173	,079	2,067845	1,168831	-,239161	4,374850
	No se asumen varianzas iguales			1,789	125,241	,076	2,067845	1,155907	-,219795	4,355484
C.U. por Pedido Entregado	Se asumen varianzas iguales	2,493	,116	1,958	173	,052	4,431456	2,263436	-,036049	8,898961
	No se asumen varianzas iguales			1,973	147,917	,050	4,431456	2,246215	-,007361	8,870273

Nota. Elaboración propia mediante el software IBM SPSS Statistics (Versión 25).

Anexo 3

Glosario de términos tecnológicos y operativos

- **Andon:** Sistema de control visual de origen industrial que permite identificar de forma inmediata el estado, anomalías o desviaciones en un proceso operativo para ejecutar acciones correctivas oportunas.
- **BI (Business Intelligence):** Ecosistema de tecnologías, procesos y arquitecturas orientadas a transformar datos brutos en conocimiento accionable para optimizar la toma de decisiones basada en datos (Data-Driven Decision Making).
- **BPM (Business Process Management):** Metodología de gestión empresarial centrada en la estructuración, supervisión, control y optimización continua de los flujos de procesos de una organización.
- **DAX (Data Analysis Expressions):** Lenguaje de fórmulas y expresiones lógicas utilizado en plataformas de modelado de datos para ejecutar cálculos avanzados y agregaciones dinámicas según el contexto de filtro aplicado.
- **ERP (Enterprise Resource Planning):** Sistema de software integrado para la planificación de recursos empresariales que consolida la gestión de las operaciones, finanzas y logística transaccional en una base de datos centralizada.
- **ETL (Extract, Transform, and Load):** Proceso de ingeniería de datos que comprende la extracción de datos desde múltiples fuentes heterogéneas, su transformación para limpieza y estandarización, y su posterior carga en un repositorio central analítico.
- **Granularidad de datos:** Nivel de detalle, especificidad o agregación temporal que posee un registro individual de información dentro de un repositorio de datos.

- **KPI (Key Performance Indicator):** Indicador clave de rendimiento cuantificable que manifiesta el nivel de desempeño de un proceso frente a una meta estratégica previamente establecida.
- **Lean logistics:** Enfoque logístico orientado a maximizar el valor del servicio mediante la identificación, reducción y eliminación sistemática de desperdicios (Muda) en el flujo operativo de la cadena de suministro.
- **Muda:** Término de la filosofía de manufactura e industria que clasifica los desperdicios o actividades que consumen recursos pero no aportan valor añadido al proceso (tales como esperas o defectos).
- **On time:** Métrica de calidad y nivel de servicio que determina el porcentaje de pedidos entregados al consumidor final dentro de la ventana de tiempo o plazo formalmente pactado.
- **Poka-Yoke digital**: Mecanismo o diseño técnico implementado en una interfaz o sistema de información que previene la introducción de errores por parte del usuario, garantizando la calidad y fiabilidad del dato desde el origen.