

Maestría en

**Maestría en Supply Chain
Management**

**Trabajo de investigación previo a la obtención del título de
Magíster en Supply Chain Management**

AUTORES:

Jonathan Patricio Erazo Vargas

Leandro Xavier Paredes Pozo

Flavio Andrés Pérez Pozo

María Fernanda Córdova Aponte

Shirley Nayeli López Espinoza

TUTORES:

Director de maestría – Mgs José Francisco Garrido Casas

Coordinador de maestría – PhD(c) Carlos Luis Calderón

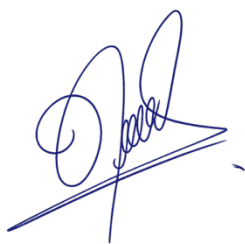
**Optimización de los procesos de picking mediante inteligencia artificial para
incrementar la eficiencia operativa y la calidad del servicio en Urban Fresh**

Quito, junio 2026

CERTIFICACIÓN DE AUTORÍA

Nosotros, **María Fernanda Córdova Aponte**, **Jonathan Patricio Erazo Vargas**, **Leandro Xavier Paredes Pozo**, **Flavio Andrés Pérez Pozo** y **Shirley Nayeli López Espinoza**, declaramos bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de nuestra autoría; que no ha sido presentado anteriormente para ningún grado o calificación profesional y que se ha consultado la bibliografía detallada.

Cedemos nuestros derechos de propiedad intelectual a la Universidad Internacional del Ecuador (UIDE), para que sea publicado y divulgado en internet, según lo establecido en la Ley de Propiedad Intelectual, su reglamento y demás disposiciones legales.



Firma del graduando

María Fernanda Córdova Aponte



Firma del graduando

Jonathan Patricio Erazo Vargas



Firma del graduando

Leandro Xavier Paredes Pozo



Firma del graduando

Flavio Andrés Pérez Pozo



Firma del graduando

Shirley Nayeli López Espinoza

AUTORIZACIÓN DE DERECHOS DE PROPIEDAD INTELECTUAL

Nosotros, María Fernanda Córdova Aponte , Jonathan Patricio Erazo Vargas, Leandro Xavier Paredes Pozo, Flavio Andrés Pérez Pozo y Shirley Nayeli López Espinoza, en calidad de autores del trabajo de investigación titulado *Optimización de los procesos de picking mediante inteligencia artificial para incrementar la eficiencia operativa y la calidad del servicio en Urban Fresh*, autorizamos a la Universidad Internacional del Ecuador (UIDE) para hacer uso de todos los contenidos que nos pertenecen o de parte de los que contiene esta obra, con fines estrictamente académicos o de investigación. Los derechos que como autores nos corresponden, lo establecido en los artículos 5, 6, 8, 19 y demás pertinentes de la Ley de Propiedad Intelectual y su Reglamento en Ecuador.

D. M. Quito, junio 2026



Firma del graduando

María Fernanda Córdova Aponte



Firma del graduando

Jonathan Patricio Erazo Vargas



Firma del graduando

Leandro Xavier Paredes Pozo



Firma del graduando

Flavio Andrés Pérez Pozo



Firma del graduando

Shirley Nayeli López Espinoza

APROBACIÓN DE DIRECCIÓN Y COORDINACIÓN DEL PROGRAMA

Nosotros, **Mgs José Francisco Garrido Casas y PhD(c) Carlos Luis Calderón**, declaramos que los graduandos: **María Fernanda Córdova Aponte**, **Jonathan Patricio Erazo Vargas**, **Leandro Xavier Paredes Pozo**, **Flavio Andrés Pérez Pozo y Shirley Nayeli López Espinoza** son los autores exclusivos de la presente investigación y que ésta es original, auténtica y personal de ellos.

Mgs José Francisco Garrido Casas

Director/a de la

Maestría en Gestión Estratégica cadena
suministro

PhD(c) Carlos Luis Calderón

Coordinador/a de la

Maestría en Gestión Estratégica cadena
suministro

DEDICATORIA

Dedico este logro a mis hijas, quienes son la razón de mi esfuerzo diario y la mayor inspiración para seguir creciendo personal y profesionalmente. A mi familia, por acompañarme con amor, paciencia y comprensión durante este camino. Gracias por creer en mí incluso cuando las circunstancias parecían difíciles. Cada página de este trabajo refleja también su apoyo incondicional. Este logro es tan mío como de ustedes.

María Fernanda Córdova Aponte

Dedico este trabajo a mi esposa y a mi hija, quienes han sido mi mayor inspiración durante este camino. Gracias por su amor, paciencia y comprensión en cada noche de desvelo, en cada momento en que el trabajo, los estudios y las responsabilidades demandaron más de mí. Este logro también les pertenece, porque fueron el motivo que me impulsó a seguir adelante y a no rendirme. A mis padres y a mi familia, por enseñarme el valor del esfuerzo, la disciplina y la perseverancia, principios que me han acompañado en cada etapa de mi vida.

Flavio Andrés Pérez Pozo



A Dios, por iluminar mi camino y darme la fuerza para alcanzar este logro.
A mis padres, Xavier y Rosa, por su amor, sacrificio y ejemplo de vida, que han sido la base de cada uno de mis éxitos. A mi esposa, Cheryl, por su apoyo incondicional, paciencia y confianza durante cada etapa de este desafío.

Leandro Xavier Paredes Pozo

Dedico este proyecto a mi familia, por su apoyo constante, por creer siempre en mí y por acompañarme en cada paso de mi camino. Este logro también les pertenece, porque han sido parte fundamental de mi crecimiento y de cada meta alcanzada. De manera especial, lo dedico a mi madre Lili, por acompañarme en cada paso y por recordarme siempre que soy capaz de alcanzar mis metas.

Shirley Nayeli López Espinoza

A mi esposa, por su paciencia infinita, por creer en mí cuando el cansancio me vencía y por ser mi soporte absoluto en los momentos en que me faltaban las fuerzas para seguir adelante con este objetivo.



A mis padres y a mi hermana, quienes han sido el pilar fundamental de mi vida.
Gracias por ser mi ejemplo constante de superación, por su amor incondicional y por enseñarme que con esfuerzo no hay meta inalcanzable.

Jonathan Patricio Erazo Vargas

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por darme la fortaleza, la sabiduría y la perseverancia necesarias para culminar esta importante etapa de mi vida. A mi familia, por su apoyo constante y por sostenerme en los momentos de mayor desafío. A mis docentes y tutores, por compartir sus conocimientos y orientar mi formación profesional. A mis compañeros de maestría, por el aprendizaje y trabajo colaborativo. Finalmente, agradezco a todas las personas que contribuyeron de una u otra manera a la consecución de este sueño.

María Fernanda Córdova Aponte

Agradezco a Dios por darme salud, fortaleza y la oportunidad de culminar esta importante meta académica. A mi familia, por su apoyo incondicional y por creer siempre en mí, incluso en los momentos más desafiantes. A mis docentes y compañeros, por compartir sus conocimientos, experiencias y enseñanzas, que enriquecieron mi formación profesional y personal. Finalmente, agradezco a todas las personas que formaron parte de este proceso y que, de una u otra manera, contribuyeron a que este proyecto se convierta en una realidad. “Este logro no es el final de un camino, sino el reflejo de que, con esfuerzo, disciplina y el apoyo de quienes amamos, siempre es posible alcanzar nuevas metas.”



Flavio Andrés Pérez Pozo

Agradezco profundamente a las autoridades, docentes y compañeros de la maestría por compartir sus conocimientos y experiencias a lo largo de este proceso. Mi gratitud también a todas las personas que me acompañaron, apoyaron y contribuyeron de alguna manera para hacer posible la culminación de esta meta.

Leandro Xavier Paredes Pozo

Agradezco a Dios por acompañarme y darme la fortaleza necesaria para alcanzar esta meta. Agradezco profundamente a mi familia, quienes son la base de mi vida y el motor que me impulsa a seguir creciendo cada día. De manera especial, agradezco a mi madre por su amor, apoyo incondicional y por motivarme constantemente a perseguir mis objetivos. Finalmente, expreso mi sincero agradecimiento a mis docentes y compañeros, por las enseñanzas, el apoyo mutuo y los momentos que hicieron posible culminar este logro.

Shirley Nayeli López Espinoza



En primer lugar, agradezco a Dios por bendecir mi vida, darme la constancia para no rendirme y la resiliencia para alcanzar esta meta tan importante. De igual manera, expreso mi más sincero agradecimiento a los docentes y tutores por su valioso tiempo, enseñanzas y por sembrar el deseo de seguir aprendiendo y superándome día con día.

Jonathan Patricio Erazo Vargas

RESUMEN

La creciente demanda de servicios de comercio electrónico de productos de supermercado ha incrementado la complejidad operativa de los procesos de preparación y entrega de pedidos, convirtiendo al picking en uno de los principales generadores de costos y variabilidad dentro de la cadena de suministro. En Urban Fresh S.A., empresa ecuatoriana dedicada a la comercialización y distribución digital de productos de consumo masivo, se identificaron ineficiencias asociadas a recorridos no optimizados, alta dispersión en los tiempos de preparación y limitaciones en la capacidad operativa para atender el crecimiento de la demanda.

El presente trabajo tiene como objetivo desarrollar un modelo de optimización para los procesos de picking mediante la aplicación de soluciones basadas en Inteligencia Artificial, con el propósito de reducir los tiempos de ciclo, mejorar la productividad operativa y fortalecer el nivel de servicio al cliente. La investigación se desarrolló bajo un enfoque aplicado, utilizando metodologías de análisis de procesos, técnicas de mejora continua y herramientas de optimización logística sustentadas en algoritmos inteligentes para la secuenciación de rutas y consolidación de pedidos.



Los resultados obtenidos evidencian oportunidades significativas de mejora en la eficiencia operativa mediante la reducción de desplazamientos innecesarios, la optimización de rutas internas de recolección y una mejor utilización de los recursos disponibles. Asimismo, la propuesta demuestra viabilidad técnica y económica, contribuyendo a la reducción de costos operativos y al fortalecimiento de la competitividad de Urban Fresh S.A. dentro del mercado ecuatoriano de comercio electrónico de alimentos.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, Picking, Delivery, Optimización Logística, Comercio Electrónico, Cadena de Suministro, Productividad Operativa.

ABSTRACT

The growing demand for e-commerce grocery services has increased the operational complexity of order preparation and delivery processes, making picking one of the main sources of cost and variability within the supply chain. At Urban Fresh S.A., an Ecuadorian company dedicated to the digital commercialization and distribution of consumer goods, inefficiencies were identified related to non-optimized picking routes, high variability in order preparation times, and limitations in operational capacity to support increasing demand.

The objective of this study is to develop an optimization model for picking processes through the application of Artificial Intelligence-based solutions, with the aim of reducing cycle times, improving operational productivity, and enhancing customer service levels. The research was conducted using an applied approach, incorporating process analysis methodologies, continuous improvement techniques, and logistics optimization tools supported by intelligent algorithms for route sequencing and order consolidation.

The results reveal significant opportunities to improve operational efficiency through the reduction of unnecessary travel distances, the optimization of internal

picking routes, and the more effective utilization of available resources. Furthermore, the proposed solution demonstrates both technical and economic feasibility, contributing to lower operating costs and strengthening the competitiveness of Urban Fresh S.A. within the Ecuadorian grocery e-commerce market.

Keywords: Artificial Intelligence, Picking, Delivery, Logistics Optimization, E-commerce, Supply Chain Management, Operational Productivity.

TABLA DE CONTENIDOS

CERTIFICACIÓN DE AUTORÍA.....	2
AUTORIZACIÓN DE DERECHOS DE PROPIEDAD INTELECTUAL.....	4
APROBACIÓN DE DIRECCIÓN Y COORDINACIÓN DEL PROGRAMA	6
DEDICATORIA.....	7
AGRADECIMIENTOS	10
RESUMEN	13
ABSTRACT.....	15
TABLA DE CONTENIDOS	17
LISTA DE TABLAS	23
LISTA DE FIGURAS	24
CAPITULO I:	25
1.1 INTRODUCCIÓN:	25
1.2. DEFINICIÓN DEL PROYECTO	27

1.2.1. Naturaleza o tipo de proyecto	28
1.3 OBJETIVOS.....	29
1.3.1 Objetivo general	29
1.3.2 Objetivo específico	29
1.4. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN	30
1.5. NOMBRE, ACTIVIDADES, MERCADOS SERVIDOS Y PRINCIPALES CIFRAS	38
1.5.1. Nombre de la empresa	38
1.5.2. Misión, visión, valores.....	38
1.5.3. Actividades, marcas, productos y servicios.....	39
1.5.4. Ubicación de la sede	39
1.5.5. Ubicación de las operaciones.....	39
1.5.6. Propiedad y forma jurídica.....	40
1.5.7. Mercados servidos o ubicación de sus actividades de negocio.....	40
1.5.8. Tamaño de la organización	40
1.5.9. Información sobre empleados y otros trabajadores	41
1.5.10. Procesos claves relacionados con el objetivo propuesto.....	42
1.5.11. Principales cifras, ratios y números que definen a la empresa	43
1.5.12. Modelo de negocio	44
1.5.13. Grupos de interés internos y externos.....	45
1.5.14. Otros datos de interés.....	46

CAPITULO II: ANÁLISIS DE ZONAS EN QUITO: PEDIDOS, TARDES, INCIDENCIAS Y TIEMPOS DE PICKING 47

2.1. ANÁLISIS GENERAL DE LA OPERACIÓN Y DIAGNÓSTICO INICIAL	47
2.2. DISTRIBUCIÓN NACIONAL DE LA DEMANDA Y DESEMPEÑO OPERATIVO	50
.....	55
2.3. ANÁLISIS GEOGRÁFICO DE LA DEMANDA EN QUITO	56
2.4. ANÁLISIS DE LA DEMANDA Y DESEMPEÑO OPERATIVO POR MACROZONAS	62
2.5 ANÁLISIS DE LA CONCENTRACIÓN DE ENTREGAS TARDÍAS E IDENTIFICACIÓN DE ZONAS CRÍTICAS.....	68
2.6. ANÁLISIS DE INCIDENCIAS ASOCIADAS AL PROCESO DE PREPARACIÓN DE PEDIDOS	74
2.7. ANÁLISIS DE LOS TIEMPOS OPERATIVOS DEL PROCESO DE PICKING	76
2.7.1. <i>Análisis específico del corredor Cumbayá</i>	84
2.8. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS	86
2.8.1. <i>La puntualidad está más relacionada con la ubicación geográfica que con el volumen de pedidos</i>	86
2.8.2. <i>Las incidencias tienen un origen distinto al de las tardanzas</i>	88
2.8.3. <i>El principal consumo de tiempo se produce durante los recorridos dentro de la tienda</i>	90
2.9. DISEÑO DE LA PROPUESTA DE OPTIMIZACIÓN DE RUTAS DE PICKING	92
2.9.1. <i>Estrategia de recorrido tipo serpentina</i>	93
2.9.2. <i>Algoritmo A* para optimización avanzada de rutas</i>	94
2.10. EVALUACIÓN DEL IMPACTO ESPERADO	96
2.11. PLAN DE IMPLEMENTACIÓN	98
2.12. RIESGOS ASOCIADOS A LA IMPLEMENTACIÓN	100

2.13. INDICADORES DE ÉXITO	101
2.14. SÍNTESIS DE LOS HALLAZGOS Y PRIORIZACIÓN DE ACCIONES.....	101
CAPITULO III: OPTIMIZACIÓN DE ÚLTIMA MILLA	104
3.1. MODELOS DE ENRUTAMIENTO MATEMÁTICO	104
3.1.2 Indicadores Clave de Desempeño (KPIs Logísticos).....	105
3.2 DIAGNÓSTICO SITUACIONAL DE LA ÚLTIMA MILLA EN URBAN FRESH (ESTADO AS-IS)	106
3.2.1 Distribución Geográfica de la Demanda	107
3.2.2 Análisis de Tardanzas vs. Incidencias de Calidad	111
3.3 ARQUITECTURA DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN ALGORÍTMICA (TO-BE)	114
3.3.1 Optimización del Picking mediante Heurística en Grafo	114
3.3.2 Optimización de Última Milla mediante Ruteo Dinámico y Order Batching	115
3.4 SIMULACIÓN MATEMÁTICA DE RENTABILIDAD	116
3.4.1 Categoría 1: Rutas de Corta Distancia (< 5 km)	117
3.4.2 Categoría 2: Rutas de Media Distancia (5 - 10 km).....	118
3.4.3 Categoría 3: Rutas de Larga Distancia (> 10 km).....	118
3.4.4 Análisis de Sensibilidad y Validación de la Función de Costos Proyectada.....	122
3.5 RESULTADOS ESPERADOS Y RESPONSABLES	124
3.5.1 Validación de la Tesis de Ahorro	125
3.5.2 Equilibrio Operativo (Trade-Off).....	126
3.5.3 Utilización de Activos e Impacto Medioambiental.....	126

CAPÍTULO VI: ANÁLISIS FINANCIERO	128
4.1. ANÁLISIS DE LA CUENTA DE RESULTADOS 2022- 2023	128
4.1.1. <i>Premisa clave del modelo comercial:</i>	128
4.1.2. <i>Ratios CapEx / Amortizaciones</i>	130
4.1.3. <i>Otros Ratios</i>	131
4.2. DETERMINACIÓN DEL PUNTO DE EQUILIBRIO	135
4.2.1. <i>Costos fijos (CF)</i>	135
4.2.2. <i>Costo variable unitario (CVU)</i>	136
4.2.3 <i>Precio de venta unitario (PVU)</i>	136
4.2.4. <i>Margen de contribución unitario (MCU)</i>	137
4.2.5. <i>Punto de Equilibrio</i>	137
4.3 EVALUACIÓN DEL NIVEL DE SERVICIO Y SU IMPACTO.....	139
4.3.1. <i>Análisis de factores de calidad y costo</i>	140
4.3.2. <i>Estado proyectado (Estado TO-BE con IA):</i>	141
4.3.3. <i>Impacto en la Demanda y Operación:</i>	141
4.3.4. <i>Análisis de Rentabilidad del Incremento:</i>	141
4.3.5. <i>Consideraciones estratégicas</i>	142
4.5. EVALUACIÓN DE LA INVERSIÓN	144
4.5.1 <i>Estructura de la Inversión Inicial</i>	147
4.5.2. <i>Construcción del Flujo de Caja Incremental</i>	148

4.5.3. Cálculo de Indicadores de Viabilidad y Análisis de Resultados	151
4.5.4 Resultados de la Inversión.....	153
CAPITULO V: CONCLUSIONES Y APLICACIONES	156
5.1. CONCLUSIONES GENERALES	156
5.2. CONCLUSIONES ESPECÍFICAS	157
5.2.1. Análisis del cumplimiento de los objetivos de la investigación	157
5.2.2. Contribución a la gestión empresarial	158
5.2.3. Contribución a nivel académico	159
5.2.4. Contribución a nivel personal	159
5.3. LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN.....	160
BIBLIOGRAFÍA :	164

LISTA DE TABLAS

TABLA 1 ESTRUCTURA DEL TALENTO HUMANO DE URBAN FRESH S.A.	41
TABLA 2. PRINCIPALES CIFRAS	43
TABLA 3 DISTRIBUCIÓN NACIONAL DE ÓRDENES Y PUNTUALIDAD	53
TABLA 4 TOP 10 ZONAS DE QUITO POR VOLUMEN (ENERO–MAYO 2026).....	59
TABLA 5 DESEMPEÑO POR MACROZONA (SE EXCLUYEN 10 ZONAS SIN GEORREFERENCIA, 41 PEDIDOS)	65
TABLA 6 TIEMPOS DE LA ORDEN: PICKING, COMPRA TOTAL, REEMPLAZOS Y CAJA	80
TABLA 7 SIMULACIÓN INTERNA DE RUTEO (N = 15 ÍTEMS, M = 10 PASILLOS, S = 3 SECCIONES). FUENTE: DOCUMENTOS DE DATA SCIENCE & ENGINEERING, JUNIO 2026	94
TABLA 8 ESCENARIOS DE AHORRO SOBRE LOS TIEMPOS REALES MEDIDOS, ANCLADOS A LA SIMULACIÓN INTERNA	96
TABLA 9 ESCENARIOS PROPUESTOS VS. SIMULACIÓN INTERNA, A ESCALA QUITO (1.791 PEDIDOS/DÍA). EL BASE POR TELEMETRÍA Y EL A* SIMULADO COINCIDEN EN ~4,2 MIN/PEDIDO.....	96
TABLA 10 DESEMPEÑO LOGÍSTICO Y OPERATIVO POR MACROZONA EN QUITO	111
TABLA 11 MATRIZ DE SIMULACIÓN FINANCIERA DE 9 ESCENARIOS LOGÍSTICOS (ORDER BATCHING VS. SINGLE-PIECE FLOW).....	120
TABLA 12 INICIATIVAS Y RESULTADOS ESPERADOS	124
TABLA 13 PRINCIPALES INDICADORES FINANCIEROS DE URBAN FRESH S.A (2022 - 2023)	128
TABLA 14 EVOLUCIÓN DEL RATIO CAPEX/AMORTIZACIONES DE URBAN FRESH S.A. (2022–2023)	131
TABLA 15 RATIOS FINANCIEROS DE RENTABILIDAD, LIQUIDEZ, SOLVENCIA E INVERSIÓN DE URBAN FRESH S.A.	132
TABLA 16 FLUJO DE CAJA INCREMENTAL PROYECTADO (EN DÓLARES ESTADOUNIDENSES)	148
TABLA 17 INDICADORES FINANCIEROS DE EVALUACIÓN DEL PROYECTO.....	151

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 PEDIDOS POR CIUDAD Y % DE PEDIDOS TARDE POR CIUDAD, ENERO–MAYO 2026	55
FIGURA 2 MAPA DE CALOR DE PEDIDOS EN QUITO Y VALLES; ZONAS DIMENSIONADAS POR VOLUMEN Y COLOREADAS POR % TARDE (ENERO–MAYO 2026)	59
FIGURA 3 PARTICIPACIÓN EN PEDIDOS, % TARDE Y TASA DE INCIDENCIAS POR MACROZONA	67
FIGURA 4 PARETO DE TARDES POR ZONA, COLOREADO POR MACROZONA	71
FIGURA 5 MATRIZ VOLUMEN VS. % TARDE POR ZONA; EL CUADRANTE SUPERIOR DERECHO SON LAS CRÍTICAS	73
FIGURA 6 DISTRIBUCIÓN DEL TIEMPO DE PICKING POR SKU (N = 537.879 PICKS)	78
FIGURA 7 PICKING PROMEDIO POR CATEGORÍA, TOP 25 CON AL MENOS 5 PICKS	83
FIGURA 8 PICKING PROMEDIO POR CATEGORÍA EN EL CORREDOR CUMBAYÁ, TOP 25	85
FIGURA 9 IMPACTO ESTIMADO DE LA SECUENCIACIÓN EN EL TIEMPO DE PICKING POR SKU	97
FIGURA 10 MATRIZ BIDIMENSIONAL DE VOLUMEN VS. TARDANZA POR ZONA (TAMAÑO DE BURBUJA = NÚMERO ABSOLUTO DE ENTREGAS TARDÍAS)	107
FIGURA 11 NUEVO PUNTO DE EQUILIBRIO URBAN FRESH SA.....	139
FIGURA 12 DASHBOARD DE EVALUACIÓN DEL NIVEL DE SERVICIO.....	143

CAPITULO I:

1.1 Introducción:

La transformación digital y el crecimiento sostenido del comercio electrónico han generado cambios significativos en la forma en que los consumidores adquieren productos de consumo masivo. En particular, el segmento de e-grocery o comercio electrónico de productos de supermercado ha experimentado un crecimiento acelerado, impulsando a las organizaciones a fortalecer sus capacidades operativas para responder a una demanda cada vez más dinámica y exigente. En este entorno, la eficiencia de los procesos logísticos se ha convertido en un factor estratégico para garantizar la competitividad y la sostenibilidad de las empresas.

Dentro de las operaciones de comercio electrónico, el proceso de *picking* constituye una de las actividades más críticas de la cadena de suministro, ya que comprende la localización, selección y recolección de los productos que conforman un pedido. Esta actividad representa una proporción significativa de los costos operativos y tiene un impacto directo sobre la productividad, la calidad del servicio y la satisfacción del cliente. Cuando los recorridos de recolección no son planificados adecuadamente o se ejecutan de forma empírica, se generan desplazamientos innecesarios, tiempos de preparación elevados y una utilización ineficiente de los recursos disponibles.

Urban Fresh S.A., empresa ecuatoriana dedicada a la comercialización y distribución digital de productos de supermercado, enfrenta desafíos operativos asociados a la variabilidad en los tiempos de preparación de pedidos y a la falta de herramientas avanzadas para optimizar los recorridos de los personal shoppers dentro de los establecimientos comerciales. Estas condiciones afectan la productividad de la operación y limitan la capacidad de la organización para responder eficientemente al crecimiento de la demanda, generando costos adicionales y reduciendo la eficiencia global del proceso.

Ante esta problemática, la Inteligencia Artificial ha surgido como una herramienta de alto potencial para la optimización de procesos logísticos. El desarrollo de algoritmos capaces de analizar múltiples variables operativas y generar soluciones eficientes permite mejorar la toma de decisiones, reducir tiempos de ejecución y optimizar la utilización de recursos. En el ámbito del picking, las técnicas de optimización y las metaheurísticas han demostrado ser alternativas efectivas para la secuenciación de rutas y la consolidación de pedidos, contribuyendo a incrementar la productividad y disminuir los costos operativos.

En este contexto, la presente investigación propone el desarrollo de un modelo de optimización del proceso de picking en Urban Fresh S.A. mediante la aplicación de soluciones basadas en Inteligencia Artificial. La propuesta busca reducir los tiempos de preparación de pedidos, minimizar los desplazamientos innecesarios dentro de los puntos de venta y mejorar la productividad de la operación, generando beneficios tanto para la organización como para sus clientes.

El estudio se desarrolla bajo un enfoque de investigación aplicada, apoyado en el análisis de procesos, la mejora continua y la optimización logística. Asimismo, se evalúa la viabilidad técnica y económica de la propuesta con el propósito de determinar su contribución al desempeño operativo de la empresa y a la generación de ventajas competitivas sostenibles dentro del mercado ecuatoriano de comercio electrónico de productos de supermercado.

1.2. Definición del proyecto

El presente proyecto consiste en el diseño y la formulación de un modelo de optimización micro-logística impulsado por algoritmos de Inteligencia Artificial (IA), enfocado específicamente en la reingeniería y automatización lógica del flujo físico de

preparación y recolección de pedidos (*picking*) dentro de la empresa corporativa de comercio electrónico "Urban Fresh S.A.". La iniciativa busca mitigar de manera sistemática la alta variabilidad en los tiempos de respuesta interna, erradicar los recorridos físicos redundantes dentro de los pasillos de compra y suprimir las ineficiencias del costo de servir (*cost-to-serve*) mediante la introducción de metaheurísticas avanzadas (Algoritmos Genéticos y Optimización por Colonia de Hormigas) aplicadas a la secuenciación óptima de productos y a las estrategias de agrupación de órdenes (*batch picking*).

1.2.1. Naturaleza o tipo de proyecto

De acuerdo con las directrices metodológicas institucionales establecidas por la Universidad Internacional del Ecuador (UIDE) y la Escuela Internacional de Gerencia (EIG), este trabajo se cataloga formalmente como un proyecto de investigación aplicada y desarrollo tecnológico, enmarcado bajo la modalidad de Proyecto de Aplicación Práctica. El estudio se fundamenta estrictamente en la metodología pedagógica de Aprendizaje basado en proyectos (PBL), abordando un conflicto operativo del sector productivo digital. Su alcance es descriptivo-exploratorio con un riguroso enfoque cualitativo-cuantitativo, dado que procesa datos históricos transaccionales para

modelar, simular y validar soluciones algorítmicas de optimización combinatoria aplicables al entorno logístico real.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo de optimización para el proceso de picking en las operaciones de e-commerce de groceries de la empresa Urban Fresh S.A., mediante la implementación de soluciones basadas en Inteligencia Artificial, con el fin de reducir los tiempos de ciclo de preparación de pedidos, minimizar el esfuerzo físico de la mano de obra en campo y optimizar la productividad de la red operativa bajo una estructura de costos sostenible.

1.3.2 Objetivo específico

Diagnosticar el estado situacional, los cuellos de botella y las ineficiencias analíticas del proceso actual de recolección de pedidos en tienda, estableciendo líneas base de tiempos y movimientos mediante la aplicación del ciclo de mejora continua PDCA.

Diseñar un prototipo matemático algorítmico basado en metaheurísticas de Inteligencia Artificial (Algoritmos Genéticos) para automatizar la secuenciación de rutas

óptimas internas de pasillo y estructurar la consolidación de pedidos por lotes (*batch picking*) conforme al layout comercial.

Evaluar la viabilidad económica, el impacto financiero y el retorno de la inversión de la propuesta tecnológica mediante indicadores clásicos de evaluación de proyectos (VAN, TIR y Periodo de Recuperación), demostrando el beneficio analítico sobre la estructura de costos variables de la organización.

1.4. Justificación e importancia del trabajo de investigación

La relevancia de esta investigación radica en la necesidad imperativa de las plataformas de comercio electrónico transaccional de abarrotar de alcanzar la eficiencia operativa en la fase de preparación de pedidos, la cual absorbe el mayor porcentaje del costo logístico interno antes del despacho. Desde la perspectiva corporativa, optimizar el *picking* incrementa la capacidad de llenado correcto de la orden (*Fill Rate*) y resguarda la cadena de frío de los alimentos frescos, protegiendo los activos contra mermas y multas por retrasos, lo que confiere a Urban Fresh S.A. una ventaja competitiva sostenible en el mercado local frente a rivales transnacionales.

A nivel social y ambiental, el proyecto se alinea con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la Agenda 2030 de las Naciones Unidas. Al disminuir el tiempo de permanencia de los recolectores dentro del piso de venta y ordenar el flujo de consolidación, el proyecto reduce de forma indirecta las ineficiencias energéticas viales de última milla (ODS 11: Ciudades Sostenibles) y promueve prácticas de abastecimiento conscientes e inteligentes que minimizan el desperdicio alimentario en origen (ODS 12: Producción y Consumo Responsables), traduciéndose en una contribución concreta al entorno metropolitano.

1.4.1 Fundamentación metodológica, originalidad y rigor científico de la investigación

La investigación se desarrolla bajo un enfoque de investigación aplicada con alcance descriptivo y exploratorio, sustentado en una metodología mixta que responde a las características del problema analizado y a la necesidad de proponer una solución con posibilidades reales de implementación dentro de Urban Fresh S.A. La naturaleza de la problemática exige combinar el análisis cuantitativo de grandes volúmenes de información operativa con la interpretación cualitativa de los procesos logísticos involucrados, permitiendo comprender las causas que afectan el desempeño de la preparación de pedidos y establecer estrategias de mejora orientadas a incrementar la

eficiencia de la operación. Esta integración metodológica favorece una visión amplia del sistema logístico y proporciona evidencia suficiente para respaldar la propuesta de optimización planteada.

La selección de las metodologías y herramientas utilizadas responde a criterios de validez científica, reconocimiento académico y aplicabilidad dentro del ámbito de la gestión estratégica de la cadena de suministro, por lo que su incorporación no obedece únicamente a aspectos relacionados con su disponibilidad tecnológica. Bajo este enfoque, el modelo **SCOR (Supply Chain Operations Reference)** constituye el marco metodológico que orienta la caracterización de los procesos logísticos y facilita la vinculación de las actividades de preparación de pedidos con los procesos **Make** y **Deliver**, permitiendo analizar la operación mediante un lenguaje estandarizado y comparable con referentes internacionales. Su adopción encuentra respaldo en la amplia aceptación que ha alcanzado dentro de la disciplina, ya que proporciona una estructura integral para evaluar procesos, indicadores de desempeño y mejores prácticas, favoreciendo diagnósticos consistentes y propuestas de mejora alineadas con estándares reconocidos por la comunidad científica y empresarial ((ASCM), 2022).

Como complemento al marco de referencia anterior, la investigación incorpora el ciclo PDCA (Plan–Do–Check–Act) como metodología para conducir las etapas de diagnóstico, implementación y evaluación de la propuesta desarrollada. La elección de esta herramienta se fundamenta en su capacidad para promover procesos de mejora continua mediante una secuencia ordenada de planificación, ejecución, verificación y retroalimentación, característica que resulta especialmente pertinente en operaciones de comercio electrónico donde la variabilidad de la demanda y la dinámica de los procesos requieren mecanismos de evaluación permanentes. La literatura especializada señala que la aplicación sistemática del ciclo PDCA facilita la identificación de causas raíz, fortalece la estandarización de actividades y mejora el seguimiento de los indicadores operativos, razones que justifican su utilización en investigaciones orientadas al perfeccionamiento de procesos logísticos (Sokovic, Pavletic, & Pipan, 2010).

La optimización de los recorridos de preparación de pedidos se fundamenta en la aplicación del algoritmo A*, el cual constituye una herramienta ampliamente utilizada para resolver problemas de búsqueda de rutas mediante la combinación del costo acumulado del recorrido con una función heurística que orienta la exploración hacia las alternativas más convenientes, favoreciendo la identificación de trayectorias eficientes y

reduciendo el tiempo requerido para el procesamiento de la información. Su implementación adquiere especial relevancia en las operaciones desarrolladas dentro de supermercados, donde la distribución de un elevado número de productos en diferentes pasillos incrementa la complejidad de los desplazamientos y convierte la reducción de las distancias recorridas en un factor determinante para mejorar la productividad del proceso de preparación de pedidos, aspecto ampliamente documentado en investigaciones recientes sobre la optimización de las actividades de *order picking* (Casella, Volpi, Montanari, Tebaldi, & Bottani, 2023).

La propuesta metodológica incorpora estrategias de *batch picking* por cuanto esta modalidad de preparación de pedidos representa una alternativa orientada a incrementar la eficiencia de las operaciones logísticas mediante la agrupación de órdenes que presentan recorridos compatibles, favoreciendo una utilización más eficiente de los recursos disponibles al disminuir las distancias recorridas por los operadores y reducir los tiempos improductivos asociados a los desplazamientos entre las diferentes ubicaciones del almacén. Su implementación fortalece la productividad del proceso sin afectar el nivel de servicio proporcionado al cliente, circunstancia que resulta especialmente relevante en operaciones de comercio electrónico caracterizadas por un crecimiento constante del volumen de pedidos, donde la optimización de la

capacidad instalada constituye un factor determinante para responder de manera eficiente a las exigencias operativas y mejorar el desempeño de la preparación de pedidos (Pardo, Gil-Borrás, Alonso-Ayuso, & Duarte, 2024).

La medición del desempeño operativo se fundamenta en la utilización de indicadores clave de desempeño, entre los cuales se consideran el porcentaje de entregas tardías, el tiempo promedio de preparación de pedidos, la productividad por orden procesada y las incidencias registradas durante la ejecución de las actividades logísticas, debido a que estos permiten evaluar objetivamente el comportamiento de la operación antes y después de la implementación de las propuestas de mejora mediante información cuantificable que facilita el análisis de los resultados obtenidos y fortalece el proceso de toma de decisiones. La aplicación sistemática de estos indicadores contribuye al seguimiento permanente de la eficiencia operativa, la calidad del servicio proporcionado al cliente y el cumplimiento de los objetivos estratégicos establecidos por la organización, consolidándose como un instrumento esencial para identificar oportunidades de mejora continua y fortalecer el desempeño de la cadena de suministro(Götz, Staudt, Gayotto de Borba, & Bouzon, 2023).

Desde la perspectiva económica, la evaluación de la propuesta se desarrolla mediante la aplicación conjunta del Valor Actual Neto, la Tasa Interna de Retorno y el Período de Recuperación de la Inversión, indicadores ampliamente utilizados para valorar la viabilidad financiera de proyectos de inversión al proporcionar criterios complementarios para el análisis de los resultados esperados. La utilización integrada de estas herramientas permite determinar la capacidad del proyecto para generar valor económico, estimar el nivel de rentabilidad asociado a la inversión realizada y establecer el tiempo requerido para recuperar el capital inicial, proporcionando una valoración financiera más completa que fortalece el proceso de toma de decisiones y reduce la incertidumbre durante la evaluación de alternativas de inversión, consolidándose como instrumentos fundamentales para determinar la conveniencia económica de proyectos empresariales y tecnológicos (Liu, 2024).

El rigor científico de la investigación se sustenta en el análisis de **537.235 órdenes entregadas** y **537.879 registros de picking** correspondientes al período comprendido entre enero y mayo de 2026, volumen de información que garantiza un elevado nivel de representatividad y reduce el riesgo de formular conclusiones sustentadas en muestras insuficientes. Sobre esta base de datos se aplicaron procedimientos estadísticos orientados a validar los resultados obtenidos, entre ellos análisis de correlación,

pruebas de comparación de proporciones y herramientas de priorización como diagramas de Pareto y matrices de volumen frente al porcentaje de tardanza. La utilización conjunta de estas técnicas permitió identificar patrones de comportamiento, establecer relaciones entre variables y definir criterios objetivos para priorizar las oportunidades de mejora con mayor impacto sobre el desempeño logístico.

La originalidad del estudio radica en la integración de herramientas de inteligencia artificial, modelos de optimización logística y técnicas de evaluación financiera dentro de una propuesta aplicada a una plataforma ecuatoriana de **e-grocery**, escenario que presenta condiciones operativas distintas a las descritas en gran parte de la literatura especializada. La articulación del diagnóstico territorial, la optimización de rutas de picking, la consolidación inteligente de pedidos y el análisis económico de la solución configura una metodología integral que trasciende la evaluación aislada de cada componente. Esta aproximación permite generar conocimiento con utilidad académica y empresarial, aportando evidencia que puede servir como referencia para futuras investigaciones relacionadas con la transformación digital y la gestión estratégica de cadenas de suministro en entornos de comercio electrónico.

1.5. NOMBRE, ACTIVIDADES, MERCADOS SERVIDOS Y PRINCIPALES CIFRAS

1.5.1. Nombre de la empresa

La organización de referencia objeto de este Proyecto de Aplicación Práctica es **Urban Fresh S.A.** (razón social protegida bajo acuerdo de confidencialidad y anonimato corporativo). La empresa opera legalmente constituida en la República del Ecuador como una sociedad anónima de capital privado y base tecnológica.

1.5.2. Misión, visión, valores

Misión: Simplificar la vida de nuestros consumidores entregando productos de supermercado con la máxima frescura, rapidez y absoluta precisión en la preparación, apalancados en una infraestructura analítica de vanguardia y un servicio humano excepcional.

Visión: Para el año 2031, consolidarnos como la plataforma digital de e-grocery líder a nivel nacional, reconocida por la excelencia predictiva y la optimización algorítmica de su proceso de picking y su firme compromiso con la logística urbana sostenible.

Valores: Innovación tecnológica, precisión milimétrica, puntualidad rigurosa, integridad en el comercio ético y eficiencia sostenible orientada a la cadena de valor.

1.5.3. Actividades, marcas, productos y servicios

Urban Fresh S.A. se dedica a la intermediación comercial, venta, recolección y control logístico de víveres a través de canales digitales propios. Su principal servicio es la provisión bajo demanda de un asistente digital de compras (*personal shopper*) que asume la tarea física de recorrer el supermercado, seleccionar el surtido, validar la calidad del producto y empacar la orden de forma especializada para el cliente final.

1.5.4. Ubicación de la sede

La sede central ejecutiva, corporativa y los departamentos de desarrollo de software y soporte de tecnologías de la información se encuentran ubicados en la zona urbana del cantón Quito, provincia de Pichincha, República del Ecuador.

1.5.5. Ubicación de las operaciones

Las actividades operativas de campo se ejecutan de manera descentralizada a lo largo de una red distribuida de hipermercados y supermercados pertenecientes a las principales corporaciones comerciales minoristas aliadas del país, abarcando nodos

logísticos estratégicos del norte, centro, sur y valles periféricos del Distrito Metropolitano de Quito.

1.5.6. Propiedad y forma jurídica

La empresa posee una estructura de propiedad 100% privada, financiada por fondos de capital de riesgo locales e inversores ángeles, adoptando la forma jurídica de Sociedad Anónima (S.A.) bajo el control y supervisión de la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros del Ecuador.

1.5.7. Mercados servidos o ubicación de sus actividades de negocio

Urban Fresh S.A. atiende de forma directa al mercado de consumidores residenciales nativos y adoptivos digitales pertenecientes a los estratos socioeconómicos medio, medio-alto y alto del Distrito Metropolitano de Quito, caracterizados por una alta valoración del costo de oportunidad del tiempo y el uso intensivo de teléfonos inteligentes.

1.5.8. Tamaño de la organización

Por su volumen de operaciones analíticas y facturación, se cataloga normativamente como una mediana empresa de servicios tecnológicos. Opera bajo una

filosofía organizacional flexible y esbelta propia del ecosistema de las empresas de *plataforma* bajo demanda.

1.5.9. Información sobre empleados y otros trabajadores

Para comprender la estructura de costos logísticos y el modelo de capacidad operativa de Urban Fresh S.A., la Tabla 1 presenta la distribución cuantitativa del talento humano, diferenciando el personal de planta administrativa frente a la fuerza operativa de campo. Esta segmentación es fundamental para aislar los costos fijos estructurales de los costos variables directos de la micro-logística.

Tabla 1 Estructura del talento humano de Urban Fresh S.A.

Componente Laboral	Volumen de Personal	Modelo de Relación y Estructura de Costos
Personal Administrativo de Planta	85 Colaboradores directos	Nómina fija mensual corporativa (TI, Finanzas, Comercial, Operaciones macro).
Fuerza Operativa Externa (Campo)	900 Personal Shoppers	Modelo de prestación de servicios civiles y mercantiles independientes.

		Remuneración variable pura.
--	--	-----------------------------

Fuente: Elaboración propia

Los datos evidencian una estructura operativa altamente descentralizada, donde el 91.3% de la fuerza laboral (900 *personal shoppers*) opera bajo un modelo de costos 100% variables pagados por orden ejecutada (\$1.90 USD). Al no existir una nómina fija en el proceso *Make* (picking), la rentabilidad de la plataforma depende críticamente de la productividad y velocidad de recolección de este contingente externo. En consecuencia, la implementación de algoritmos de ruteo inteligente no busca reducir personal de planta, sino maximizar la capacidad de procesamiento por *shopper*, diluyendo el costo logístico unitario e incrementando el margen de contribución operativa sin alterar la relación contractual con los prestadores de servicio.

1.5.10. Procesos claves relacionados con el objetivo propuesto

En perfecta correspondencia con el modelo SCOR, el proceso clave seleccionado para la reingeniería es el bloque macro **Make (Ejecución/Preparación)**. Este comprende los flujos físicos internos desde que la orden digital ingresa al sistema en tienda, pasando por el mapeo espacial de pasillos, la recolección física del surtido

por parte del *shopper*, el control de temperatura de perecederos, el sellado de resguardo y la transferencia final a la zona de transferencia o despacho (*Deliver*).

1.5.11. Principales cifras, ratios y números que definen a la empresa

Con el propósito de establecer la línea base cuantitativa (estado AS-IS) del desempeño operativo y financiero del proceso *Make*, la Tabla 2 sintetiza las principales métricas de control de Urban Fresh S.A. Estos indicadores permiten dimensionar la variabilidad actual del sistema y cuantificar el costo del cuello de botella logístico antes de la intervención tecnológica.

Tabla 2. Principales cifras

Métrica Operativa / Financiera	Valor Base (Línea Base AS-IS)	Naturaleza Operativa del Ratio
Volumen diario de procesamiento	1,200 Pedidos completos / día	Demanda agregada distribuida en los supermercados asociados de Quito.
Costo variable unitario de picking	\$1.90 USD por orden preparada	Tarifa fija pagada al personal shopper independiente por cada servicio de picking

		ejecutado con conformidad.
Tiempo de ciclo promedio de picking	45.0 minutos por orden	Tiempo de ciclo transcurrido estrictamente dentro de los pasillos de recolección (Métrica de Agilidad).
Desviación operativa (Rango)	+/- 20.0 minutos por orden	Alta dispersión del tiempo debido a la planeación empírica y la falta de una secuencia lógica de pasillos.

Fuente: Elaboración propia

La lectura analítica revela una desviación operativa crítica de ± 20.0 minutos sobre un tiempo de ciclo promedio de 45 minutos por orden. Esta dispersión del 44.4% demuestra que el proceso de picking actual carece de estandarización y es altamente vulnerable a la heurística empírica del *shopper*. Financieramente, esta ineficiencia se traduce en un techo de procesamiento de 1,200 pedidos diarios y un costo variable unitario de \$1.90 USD que erosiona el margen bruto. La eliminación de esta variabilidad mediante metaheurísticas de Inteligencia Artificial constituye el núcleo fundamental del

proyecto, al proyectar una compresión del tiempo de ciclo que permitirá escalar el volumen de transacciones sin incrementar los costos logísticos de recolección.

1.5.12. Modelo de negocio

Urban Fresh S.A. aplica un modelo de negocio multifacético o de economía de plataformas interconectadas (*Gig Economy / On-Demand Delivery*). Monetiza a través de tres vías de ingresos: el cobro de comisiones porcentuales transaccionales a las cadenas de supermercados aliadas por habilitarles el canal digital, tarifas de servicio de picking cargadas al usuario y la monetización de pautas de marcas de consumo dentro de la interfaz tecnológica.

1.5.13. Grupos de interés internos y externos

Los grupos de interés (*stakeholders*) internos están conformados por los inversionistas de capital, directivos corporativos, y los 85 colaboradores de planta. Los grupos externos abarcan a los clientes finales, las cadenas corporativas minoristas minoristas asociadas, la red de 900 prestadores independientes de servicios de picking y los entes de control estatal societario e impositivo.

1.5.14. Otros datos de interés

La organización implementa una estrategia de activos ligeros (Asset-Light Strategy), lo que significa que no es dueña del inventario físico ni de los inmuebles de los supermercados, concentrando todo su capital en el desarrollo de propiedad intelectual y algoritmos inteligentes de software que maximicen el rendimiento.

CAPITULO II: ANÁLISIS DE ZONAS EN QUITO: PEDIDOS, TARDES, INCIDENCIAS Y TIEMPOS DE PICKING

2.1. Análisis general de la operación y diagnóstico inicial

Con el propósito de comprender el desempeño operativo actual de Urban Fresh S.A., se analizó una muestra de 537.235 órdenes entregadas entre enero y mayo de 2026, equivalentes a USD 46,5 millones de Gross Merchandise Value (GMV), así como 537.879 eventos de picking registrados durante el mismo período. El estudio se concentró en las 137 zonas operativas del Distrito Metropolitano de Quito, las cuales representan aproximadamente el 50 % de la demanda nacional gestionada por la organización.

Los resultados evidenciaron que el corredor Valle de Cumbayá–Tumbaco concentra el 50,4 % de los pedidos de la ciudad, consolidándose como la principal zona de demanda. Sin embargo, también presenta el menor desempeño en términos de puntualidad, registrando una tasa de entregas tardías de 6,53 %, superior al 4,99 % observado en el hipercentro de Quito. El análisis estadístico confirmó que esta diferencia es significativa ($z = 15,3$; $p < 0,001$), descartando que se trate de una variación aleatoria.

Asimismo, se identificó una alta concentración geográfica de los retrasos operativos. De las 137 zonas analizadas, 36 zonas (26 %) explican aproximadamente el 80 % de las 15.361 entregas tardías registradas durante el período de estudio. Dentro de este grupo, se identificaron 14 zonas críticas caracterizadas por combinar altos volúmenes de pedidos con niveles de tardanza superiores al promedio general. De estas zonas, 11 se encuentran ubicadas en el valle, observándose un deterioro progresivo del desempeño conforme aumenta la distancia hacia sectores orientales como Puenbo, Pillagua y Arrayanes.

El análisis correlacional permitió determinar que los retrasos operativos no presentan una relación significativa con el volumen de pedidos procesados ($r = 0,14$) ni con el número de incidencias registradas ($r \approx 0$). Estos resultados sugieren que las entregas tardías responden principalmente a factores relacionados con la distancia geográfica y la capacidad logística disponible, mientras que las incidencias tienen su origen en actividades ejecutadas durante el proceso de picking dentro de la tienda. En consecuencia, ambos problemas requieren estrategias de mejora diferenciadas.

Respecto al proceso de picking, se observó que el tiempo promedio de recolección fue de 79,9 segundos por SKU, mientras que la mediana alcanzó 39

segundos por SKU, evidenciando una importante dispersión en los tiempos operativos. Este comportamiento indica que los shoppers ejecutan la actividad de forma eficiente cuando conocen la ubicación exacta de los productos. El análisis detallado reveló que aproximadamente el 78 % del tiempo total de picking corresponde a desplazamientos y búsqueda de productos, mientras que únicamente el 22 % está asociado a actividades de manipulación directa.

Considerando un tamaño promedio de 16 SKU por pedido, el proceso de picking consume aproximadamente 21,3 minutos por orden, mientras que el tiempo total de compra se sitúa alrededor de 24 minutos por pedido. Estos resultados confirman que las principales oportunidades de mejora se encuentran en la optimización de los recorridos internos dentro de los establecimientos comerciales.

A partir de los hallazgos obtenidos, se identifican tres líneas prioritarias de acción. La primera consiste en fortalecer la capacidad operativa en el corredor del Valle de Cumbayá–Tumbaco y ajustar las ventanas de servicio en las zonas con mayores niveles de tardanza. La segunda se orienta a reducir incidencias mediante controles de verificación durante el picking, estrategias de empaque según distancia de entrega y mecanismos de sustitución previamente aprobados por los clientes. Finalmente, la

tercera línea propone la optimización de rutas de recolección mediante herramientas desarrolladas por el área de Data Science & Engineering, incluyendo la implementación inmediata de recorridos tipo serpentina, capaces de reducir hasta un 31 % de la distancia recorrida, y la ejecución de un piloto basado en el algoritmo A* en el corredor de Cumbayá. De acuerdo con las simulaciones realizadas, la implementación integral de estas iniciativas permitiría liberar entre 9 y 22 turnos diarios de shopper únicamente en la ciudad de Quito.

2.2. Distribución nacional de la demanda y desempeño operativo

Con el propósito de comprender la distribución geográfica de la demanda y su impacto en el desempeño operativo de Urban Fresh S.A., se analizaron las órdenes con estado de entrega completada registradas entre el 1 de enero y el 31 de mayo de 2026. Para el análisis del proceso de picking se consideró el tiempo transcurrido entre eventos consecutivos de recolección de productos (ITEM_BOUGHT) pertenecientes a una misma orden, excluyendo pausas superiores a 30 minutos con el fin de evitar distorsiones en la medición. Asimismo, se definió como pedido tardío a toda orden entregada después de la hora comprometida al cliente.

Durante el período de estudio se procesaron 537.235 órdenes, equivalentes a un volumen de negocio de USD 46,47 millones de GMV (Gross Merchandise Value), con un ticket promedio de USD 86,50 por pedido. Los resultados evidencian una alta concentración de la demanda en dos ciudades principales. Quito registró 270.379 pedidos, representando el 50,3 % del total nacional y un promedio de 1.791 pedidos diarios, mientras que Guayaquil alcanzó 190.267 pedidos, equivalentes al 35,4 % del volumen total y aproximadamente 1.260 pedidos diarios. En conjunto, ambas ciudades concentran el 85,7 % de la demanda nacional de la organización.

Por su parte, Cuenca se posiciona como el único mercado intermedio con una participación relevante, registrando 32.974 pedidos y representando el 6,1 % del total nacional. Las quince ciudades restantes aportan de forma conjunta menos del 8 % de las órdenes procesadas, evidenciando una fuerte centralización de la operación en los principales centros urbanos del país.

En términos de puntualidad, se identificaron diferencias significativas entre ciudades. Guayaquil presentó el mejor desempeño operativo, registrando apenas 2,07 % de entregas tardías, constituyéndose en un referente interno de eficiencia logística para la organización. En contraste, Quito alcanzó una tasa de tardanza de 5,68 %,

generando 15.361 entregas fuera del tiempo comprometido, equivalentes al 62 % del total de pedidos tardíos registrados a nivel nacional. Estos resultados reflejan la importancia estratégica de concentrar los esfuerzos de mejora en la capital, debido a su elevado volumen operativo y su impacto directo sobre los indicadores globales de servicio.

Asimismo, se observó que varias ciudades de menor tamaño presentan porcentajes de tardanza superiores al promedio nacional. Ambato registró 10,32 %, mientras que otras ciudades como Riobamba, Santo Domingo y Esmeraldas superaron el 11 % de entregas tardías. Aunque el impacto de estas localidades sobre el volumen total es reducido, dichos resultados representan un riesgo para la experiencia del cliente y para los planes de expansión de la organización en mercados emergentes.

Los hallazgos obtenidos permiten concluir que Quito constituye el principal foco de análisis para la presente investigación, debido a que concentra más de la mitad de la demanda nacional y genera la mayor proporción de retrasos operativos. En consecuencia, los capítulos posteriores profundizan en el estudio de las operaciones de picking desarrolladas en esta ciudad, con el propósito de identificar oportunidades de optimización y mejora de la eficiencia operativa.

Como sustento numérico detallado de la dispersión territorial observada en la telemetría, la Tabla 3 desglosa los indicadores macro-operativos del negocio (pedidos totales, demanda diaria promedio, volumen transaccionado GMV, tasa de impuntualidad y ticket promedio) para las principales ciudades de cobertura nacional.

Tabla 3 Distribución nacional de órdenes y puntualidad

Ciudad	Pedidos	% del total	Pedidos/día	GMV (USD)	% tarde	Ticket prom.
Quito	270.379	50,3 %	1.791	23.519.605	5,68 %	86,99
Guayaquil	190.267	35,4 %	1.260	16.035.725	2,07 %	84,28
Cuenca	32.974	6,1 %	218	2.687.440	8,08 %	81,50
Salinas	12.769	2,4 %	85	1.295.444	6,23 %	101,45
Manta	9.308	1,7 %	62	868.230	5,10 %	93,28
Ambato	4.797	0,9 %	32	418.744	10,32 %	87,29
Portoviejo	4.573	0,9 %	30	433.996	2,36 %	94,90
Resto (11 ciudades)	12.168	2,3 %	81	1.212.640	—	—
Total nacional	537.235	100 %	3.558	46.472.224	4,60 %	86,50

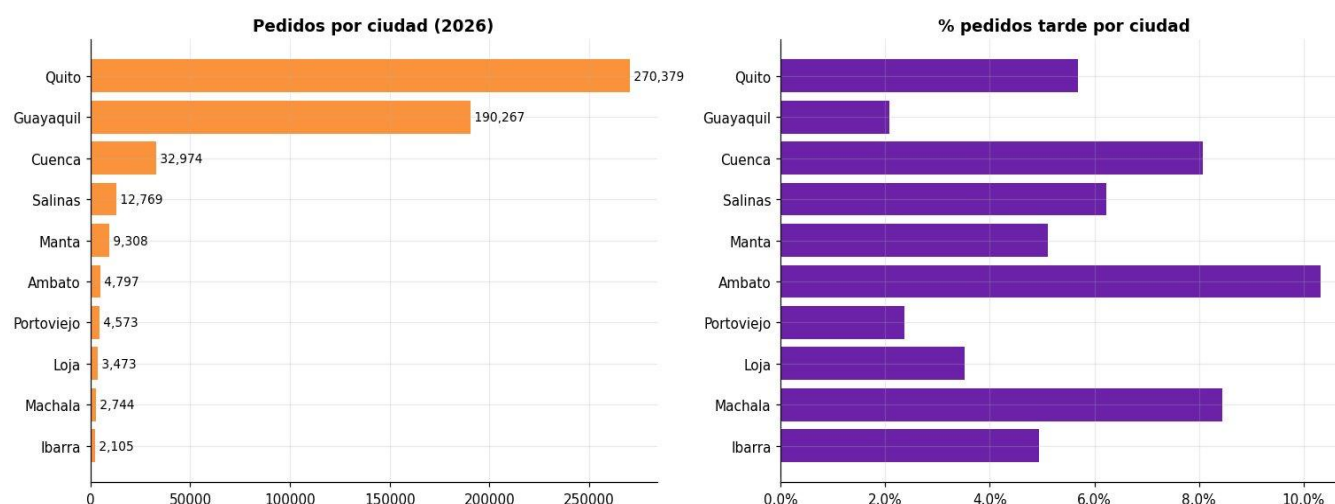
Fuente: Elaboración propia

La matriz determina que Quito y Guayaquil constituyen el 85.7% de la demanda agregada de Urban Fresh S.A. Sin embargo, el dato analítico más relevante es la alta

concentración de ineficiencia en mercados intermedios y en la capital: Quito genera 1,791 pedidos diarios con un ticket promedio alto (\$86.99 USD), pero falla en 15,361 entregas. Esto demuestra que el crecimiento comercial de la empresa está colisionando contra restricciones de capacidad operativa y micro-logística urbana. La solución propuesta no debe enfocarse en modificar la estructura comercial o el ticket promedio, sino en implementar algoritmos de optimización combinatoria en Quito para alinear su eficiencia con el benchmark interno de Guayaquil.

Para evaluar la homogeneidad del nivel de servicio y detectar los focos geográficos de ineficiencia logística, la Figura 1 ilustra la participación en el volumen de pedidos transaccionados (GMV) y el porcentaje de pedidos entregados fuera de la ventana de tiempo comprometida (*SLA tardanza*), contrastando las dos principales metrópolis de operación nacional durante el período enero-mayo 2026.

Figura 1 Pedidos por ciudad y % de pedidos tarde por ciudad, enero–mayo 2026



Fuente: Elaboración propia

El gráfico evidencia una asimetría crítica en el desempeño del servicio: mientras Guayaquil opera con un nivel de cumplimiento sobresaliente (2.07% de tardanza sobre 190,267 pedidos), la ciudad de Quito presenta un deterioro logístico severo con un 5.68% de entregas tardías, absorbiendo el 62% de todos los fallos a nivel nacional. Este resultado empírico justifica técnica y financieramente la decisión de concentrar la reingeniería analítica de los procesos *Make* y *Deliver* en la capital ecuatoriana, dado

que optimizar las operaciones en Quito representa la mayor palanca para elevar el Indicador de Órdenes Perfectas (POF) y proteger los \$23.5 millones de USD en GMV generados en este centro urbano.

2.3. Análisis geográfico de la demanda en Quito

Con el fin de identificar patrones espaciales de demanda y desempeño operativo, se analizaron las 137 zonas operativas de Quito, de las cuales 127 contaban con georreferenciación válida para el período comprendido entre enero y mayo de 2026. Los resultados muestran una importante concentración de pedidos en un número reducido de zonas, evidenciando la existencia de corredores estratégicos para la operación de Urban Fresh S.A.

Las diez zonas con mayor volumen de pedidos concentran aproximadamente el 40 % de la demanda total de la ciudad. Entre ellas, Batán Alto – La Paz registra el mayor volumen operativo con 15.998 pedidos, equivalente a un promedio de 105,9 pedidos diarios, seguida por La Morita con 15.055 pedidos y San Juan de Cumbayá con 12.546 pedidos durante el período analizado.

El análisis espacial permitió identificar dos grandes polos operativos dentro de la ciudad. El primero corresponde al hipercentro norte, conformado por sectores como La Carolina, González Suárez y Quito Tennis, caracterizados por una alta concentración de demanda y niveles de puntualidad superiores al promedio. El segundo corresponde al corredor Cumbayá–Tumbaco–Nayón, que presenta un volumen de pedidos igualmente significativo, pero con mayores niveles de entregas tardías y una mayor complejidad operativa.

Los resultados evidencian diferencias importantes entre zonas con niveles similares de demanda. Por ejemplo, mientras Quito Tennis registra una tasa de tardanza de apenas 2,96 %, sectores como Nayón alcanzan 9,72 % y Miravalle registra 8,55 % de pedidos tardíos. Esta situación sugiere que el desempeño operativo no depende únicamente del volumen de pedidos procesados, sino también de factores relacionados con la ubicación geográfica, la accesibilidad y la capacidad logística disponible para atender la demanda.

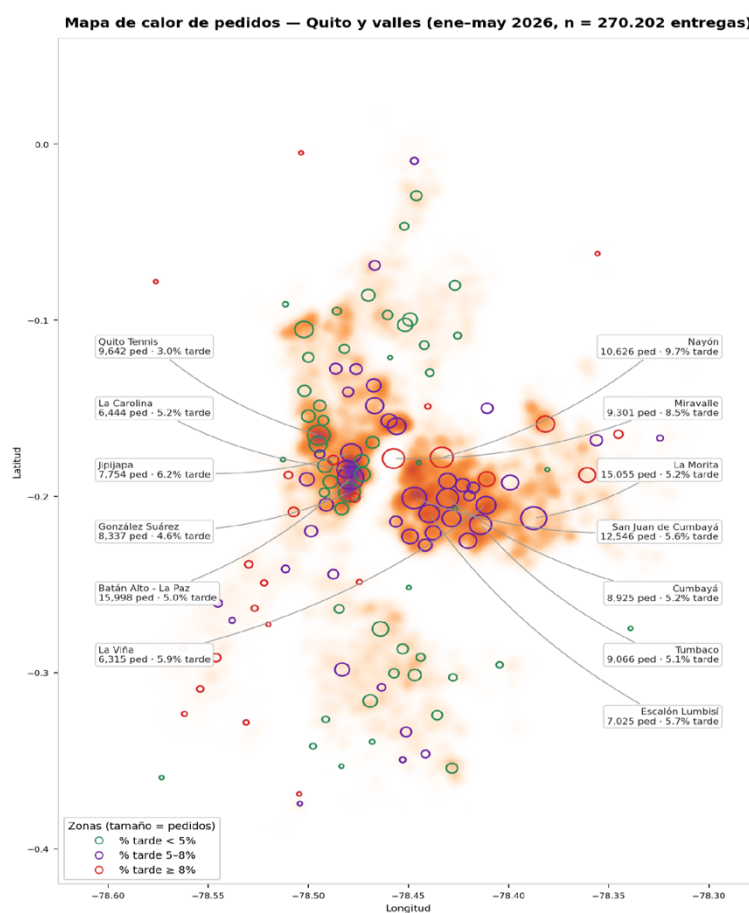
Asimismo, se observó que las incidencias registradas durante el proceso de compra mantienen una presencia relativamente constante entre las principales zonas analizadas. Entre los subtipos de incidencia más frecuentes se encuentran los

relacionados con productos incorrectos y productos maltratados, los cuales representan oportunidades de mejora para fortalecer los controles operativos durante el proceso de picking.

Los hallazgos obtenidos permiten concluir que el corredor del Valle de Cumbayá–Tumbaco concentra simultáneamente altos niveles de demanda y mayores porcentajes de tardanza, constituyéndose en una de las áreas prioritarias para la implementación de estrategias de optimización operativa orientadas a mejorar la eficiencia del proceso de preparación de pedidos.

Con el objetivo de comprender la morfología espacial de la demanda dentro del Distrito Metropolitano de Quito y aislar los corredores urbanos de alta complejidad, la Figura 2 presenta un mapa de calor georreferenciado (270,202 entregas) donde el tamaño del nodo representa el volumen de órdenes y la codificación cromática clasifica la severidad de los retrasos operativos.

Figura 2 Mapa de calor de pedidos en Quito y valles; zonas dimensionadas por volumen y coloreadas por % tarde (enero–mayo 2026)



Fuente: Elaboración propia

La visualización espacial desmitifica la centralidad del negocio al revelar que el mayor volumen operativo y, simultáneamente, la mayor degradación del nivel de servicio (zonas en rojo con porcentajes de tardanza) se concentran en el eje oriental del Valle de Cumbayá-Tumbaco-Nayón. Sectores como Nayón (9.7% tarde) y Miravalle (8.5% tarde) demuestran que el modelo de enrutamiento empírico actual colapsa en topografías dispersas y con redes viales restringidas. Este hallazgo es determinante para el proyecto, pues justifica que la implementación del algoritmo dinámico de consolidación de carga (*Order Batching*) y ruteo CVRPTW se ejecute prioritariamente desde los centros de abastecimiento ubicados en este corredor periférico.

Para profundizar en el diagnóstico micro-territorial, la Tabla 4 presenta las 10 zonas de mayor volumen transaccional en Quito, correlacionando la densidad diaria de pedidos con las entregas tardías absolutas, la tasa porcentual de impuntualidad, el volumen de reclamos de calidad en compras y la tipología de fallo predominante.

Tabla 4 Top 10 zonas de Quito por volumen (enero–mayo 2026)

Zona	Pedidos	Ped./día	Tardes	% tarde	Inc. Compras	Subtipo más común
------	---------	----------	--------	---------	--------------	-------------------

Batán Alto – La Paz	15.998	105,9	797	4,98 %	86	Prod. maltratado
La Morita	15.055	99,7	776	5,15 %	79	Prod. incorrecto
San Juan de Cumbayá	12.546	83,1	708	5,64 %	78	Prod. incorrecto
Nayón	10.626	70,4	1.033	9,72 %	58	Prod. incorrecto
Quito Tennis	9.642	63,9	285	2,96 %	61	Prod. incorrecto
Miravalle	9.301	61,6	795	8,55 %	61	Prod. incorrecto
Tumbaco	9.066	60,0	465	5,13 %	64	Prod. incorrecto
Cumbayá	8.925	59,1	461	5,17 %	56	Prod. incorrecto
González Suárez	8.337	55,2	383	4,59 %	47	Prod. incorrecto
Jipijapa	7.754	51,4	481	6,20 %	44	Prod. incorrecto

Fuente: Elaboración propia

El análisis cruzado de las variables revela dos fenómenos operativos concluyentes. Primero, no existe paridad entre volumen y retraso: mientras Batán Alto lidera en demanda (105.9 ped/día) con una tardanza controlada del 4.98%, Nayón, con

menor volumen (70.4 ped/día), duplica la tasa de impuntualidad (9.72%), confirmando que el retraso es un problema de distancia y accesibilidad de última milla. Segundo, en 8 de las 10 zonas principales, el fallo logístico de calidad predominante es "Producto incorrecto". Este dato vincula directamente la insatisfacción del cliente con errores humanos ejecutados en los pasillos de las tiendas durante el proceso *Make*, validando la urgencia de integrar una interfaz de picking guiada por algoritmos que elimine la selección empírica de SKUs por parte del *shopper*.

2.4. Análisis de la demanda y desempeño operativo por macrozonas

Para comprender la distribución territorial de la demanda y su impacto en los indicadores operativos, las zonas de Quito fueron agrupadas en cinco macrozonas geográficas utilizando el centroide de entregas de cada sector como criterio de clasificación. Adicionalmente, se analizaron las diferencias en los niveles de puntualidad mediante pruebas de comparación de proporciones y se identificaron zonas críticas como aquellas que combinan altos volúmenes de pedidos con porcentajes de entregas tardías superiores al promedio de la ciudad.

Los resultados evidencian una transformación significativa en la estructura de la demanda de Quito. La macrozona Valle Cumbayá–Tumbaco, conformada por 34 zonas operativas, concentra 136.219 pedidos, equivalentes al 50,4 % de la demanda total de la ciudad, con un promedio de 902 pedidos diarios. Este volumen supera ampliamente al registrado por el Hipercentro Norte, que representa el 33,4 % de los pedidos de Quito con 90.421 órdenes procesadas durante el período analizado.

Estos resultados permiten concluir que la operación de Quito se encuentra cada vez más orientada hacia el corredor del valle, donde se concentra más de la mitad de la demanda total. A diferencia de la meseta urbana tradicional, esta zona presenta mayores desafíos logísticos debido a su dispersión geográfica, dependencia de corredores viales específicos y crecimiento sostenido de la demanda.

En términos de puntualidad, el Valle Cumbayá–Tumbaco registró una tasa de entregas tardías de 6,53 %, superior al 4,99 % observado en el Hipercentro Norte. El análisis estadístico confirmó que esta diferencia es significativa ($z = 15,3$; $p < 0,001$), lo que indica que las condiciones territoriales influyen directamente sobre el desempeño operativo. Considerando el volumen de pedidos procesados en la macrozona, esta

diferencia representa aproximadamente 2.100 entregas tardías adicionales durante el período analizado.

Por otro lado, la macrozona Norte (Carcelén–Calderón–Condado) presentó el mejor desempeño operativo, alcanzando apenas 3,74 % de entregas tardías, incluso por debajo de los niveles observados en el Hipercentro Norte. Este resultado evidencia que es posible alcanzar niveles de eficiencia superiores dentro de Quito cuando las condiciones operativas y logísticas son favorables.

La macrozona Valle de los Chillos registró un porcentaje de tardanza de 4,43 %, mientras que la zona Sur presentó la tasa más elevada con 8,59 %. Sin embargo, esta última representa únicamente el 1,4 % del volumen total de pedidos, por lo que su impacto sobre los indicadores globales de la ciudad es limitado. Este comportamiento sugiere la existencia de restricciones relacionadas con la cobertura operativa y la disponibilidad de recursos, más que con problemas derivados de la escala de la demanda.

Respecto a las incidencias registradas durante el proceso de compra, las diferencias entre macrozonas fueron relativamente moderadas. Las tasas oscilaron

entre 0,57 % y 0,77 %, lo que indica que las variaciones observadas en los niveles de puntualidad responden principalmente a factores territoriales y de capacidad logística, más que a problemas asociados al proceso de picking o a errores operativos durante la compra.

Los resultados obtenidos permiten identificar al corredor Valle Cumbayá–Tumbaco como el principal foco de atención para futuras iniciativas de optimización, debido a que concentra simultáneamente el mayor volumen de pedidos y los niveles más elevados de entregas tardías dentro de las macrozonas con alta demanda.

Tabla 5 Desempeño por macrozona (se excluyen 10 zonas sin georreferencia, 41 pedidos)

Macrozona	Zonas	Pedidos	% de Quito	Ped./día	% tarde	Tasa inc. Compras
Valle Cumbayá–Tumbaco	34	136.219	50,4 %	902	6,53 %	0,63 %
Hipercentro norte	29	90.421	33,4 %	599	4,99 %	0,57 %
Norte (Carcelén–Calderón–Condado)	25	22.493	8,3 %	149	3,74 %	0,75 %
Valle de los Chillos	23	17.421	6,4 %	115	4,43 %	0,77 %
Sur	16	3.784	1,4 %	25	8,59 %	0,61 %

Fuente: Elaboración propia

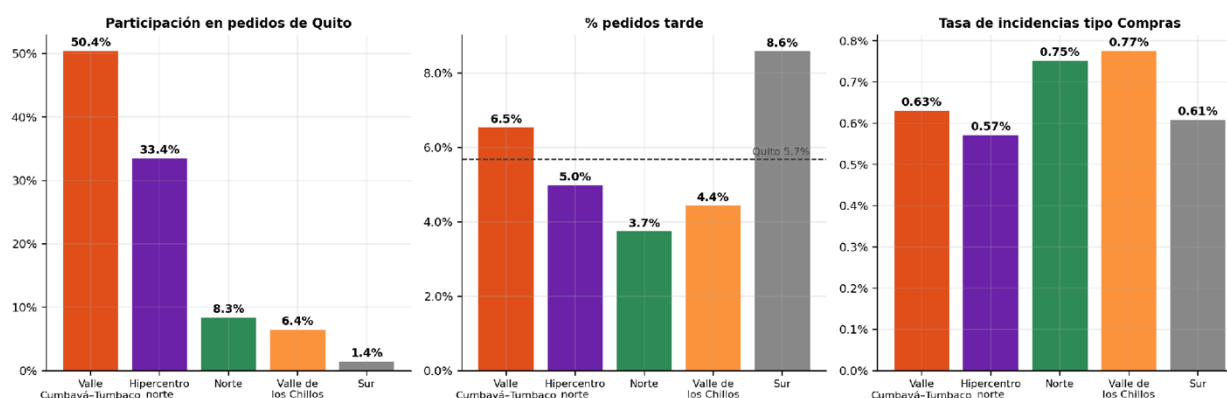
Los datos macrozonales establecen un diagnóstico operativo dual que marca el rumbo del proyecto. Por un lado, la macrozona Valle Cumbayá-Tumbaco representa el núcleo financiero del negocio en Quito al concentrar el 50.4% de la demanda (902 pedidos diarios); sin embargo, ostenta la mayor tasa de retrasos de las zonas de alto volumen (6.53%, estadísticamente superior al 4.99% del Hipercentro con un valor $z = 15.3$, $p < 0.001$).

Por otro lado, la tasa de incidencias de compras se mantiene estática en un estrecho rango entre el 0.57% y el 0.77% en absolutamente todas las macrozonas. Esta disociación prueba que las tardanzas son un problema externo de enrutamiento territorial y capacidad de flota, mientras que las incidencias de calidad son un defecto interno transversal de la preparación en percha.

El proyecto resuelve esta dicotomía aplicando metaheurísticas en tienda (A*) para estandarizar la calidad, y ruteo dinámico de última milla en el Valle para corregir el retraso territorial.

Con la finalidad de estructurar un modelo de gestión logística por territorios macro-operativos, la Figura 3 y la Tabla 5 agrupan las 127 zonas georreferenciadas de Quito en cinco clústeres macrozonales, evaluando el equilibrio entre la cuota de mercado absorbida, la tasa de impuntualidad en el despacho (*Deliver*) y la tasa de incidencias de calidad originadas en tienda (*Make*).

Figura 3 Participación en pedidos, % tarde y tasa de incidencias por macrozona



Fuente: Elaboración propia

2.5 Análisis de la concentración de entregas tardías e identificación de zonas críticas

Se analizó la distribución geográfica de las entregas tardías registradas en Quito durante el período enero–mayo de 2026. Los resultados evidencian una elevada concentración de los retrasos en un número reducido de zonas operativas. De las 137 zonas analizadas, únicamente 36 zonas (26 %) concentran aproximadamente el 80 % de las 15.361 entregas tardías registradas en la ciudad.

Entre las zonas con mayor cantidad absoluta de retrasos destaca Nayón, con 1.033 entregas tardías durante el período analizado y una tasa de tardanza de 9,72 % sobre el total de pedidos gestionados en dicha zona. Le siguen Batán Alto – La Paz, con 797 entregas tardías y una tasa de 4,98 %, Miravalle con 795 entregas tardías y una tasa de 8,55 %, y La Morita con 776 entregas tardías.

El análisis de concentración evidencia que el corredor Valle Cumbayá–Tumbaco representa el principal foco de retrasos operativos. De las treinta zonas con mayor número de entregas tardías, diecinueve pertenecen a esta macrozona, lo que confirma la existencia de desafíos logísticos asociados a la cobertura territorial y a la capacidad operativa disponible para atender la demanda de estos sectores.

Con el fin de identificar áreas prioritarias de intervención, se realizó un análisis conjunto del volumen de pedidos y del porcentaje de entregas tardías por zona. Como resultado, se identificaron 14 zonas críticas, definidas como aquellas que presentan simultáneamente altos volúmenes de demanda y niveles de tardanza superiores al promedio de la ciudad.

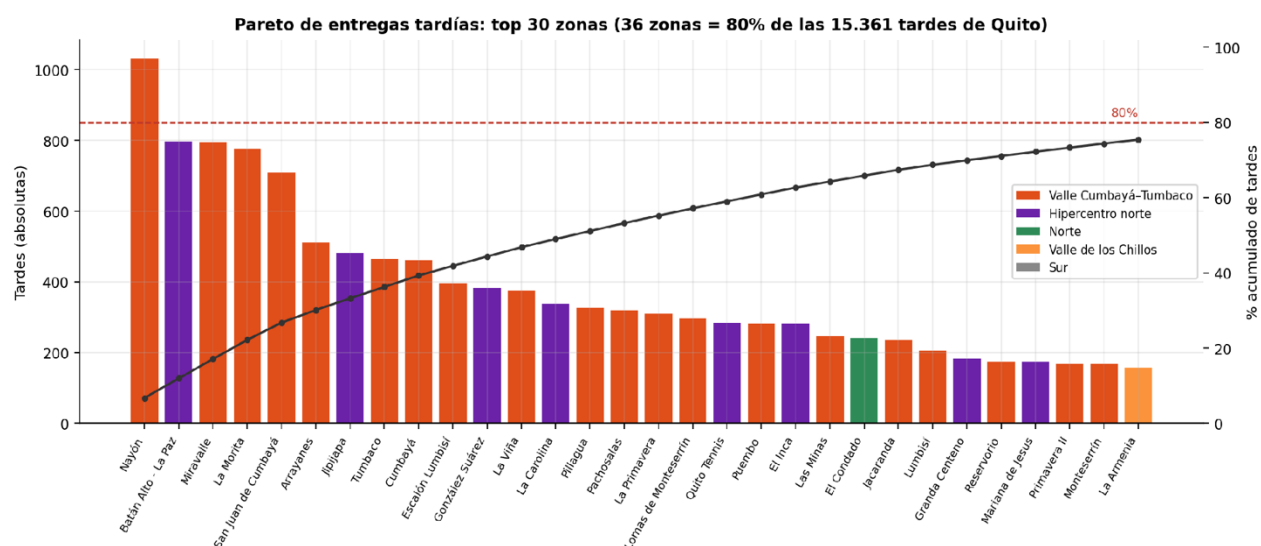
De las catorce zonas críticas identificadas, once pertenecen al corredor Valle Cumbayá–Tumbaco, entre las que destacan Nayón, Miravalle, Arrayanes, Pillagua, Puembo, Pachosalas, Reservorio, La Viña, La Primavera, Las Minas y Lumbisí. Dentro de este grupo, Arrayanes registró la mayor tasa de tardanza con 10,53 %, seguida por Nayón con 9,72 %, Pillagua con 8,97 % y Miravalle con 8,55 %. En contraste, únicamente tres zonas pertenecientes al hipercentro fueron clasificadas como críticas: Jipijapa, El Inca y Mariana de Jesús.

Conforme aumenta la distancia hacia los sectores orientales, los niveles de tardanza tienden a incrementarse progresivamente. Mientras sectores como Cumbayá y San Juan de Cumbayá registran porcentajes de tardanza entre 5,2 % y 5,6 %, zonas más alejadas como Puembo (7,95 %), Pachosalas (7,81 %), Pillagua (8,97 %) y Arrayanes (10,53 %) presentan desempeños considerablemente inferiores.

Adicionalmente, el análisis estadístico mostró una baja relación entre el volumen de pedidos y la tasa de tardanza de las zonas analizadas ($r = 0,14$ para zonas con más de 500 pedidos). Este resultado sugiere que los retrasos operativos no son consecuencia directa del volumen de demanda, sino que están asociados principalmente a factores territoriales, distancias de recorrido y disponibilidad de capacidad logística. En consecuencia, las oportunidades de mejora deben enfocarse en la optimización de la asignación de recursos y en el fortalecimiento de las capacidades operativas de las zonas con mayor complejidad geográfica.

Para aplicar el principio económico de eficiencia y priorización de recursos (Ley de Pareto 80/20) sobre el problema de última milla en la capital, la Figura 4 ilustra la curva de acumulación de entregas tardías en las 30 zonas críticas de Quito, clasificadas cromáticamente por su macrozona de pertenencia.

Figura 4 Pareto de tardes por zona, coloreado por macrozona



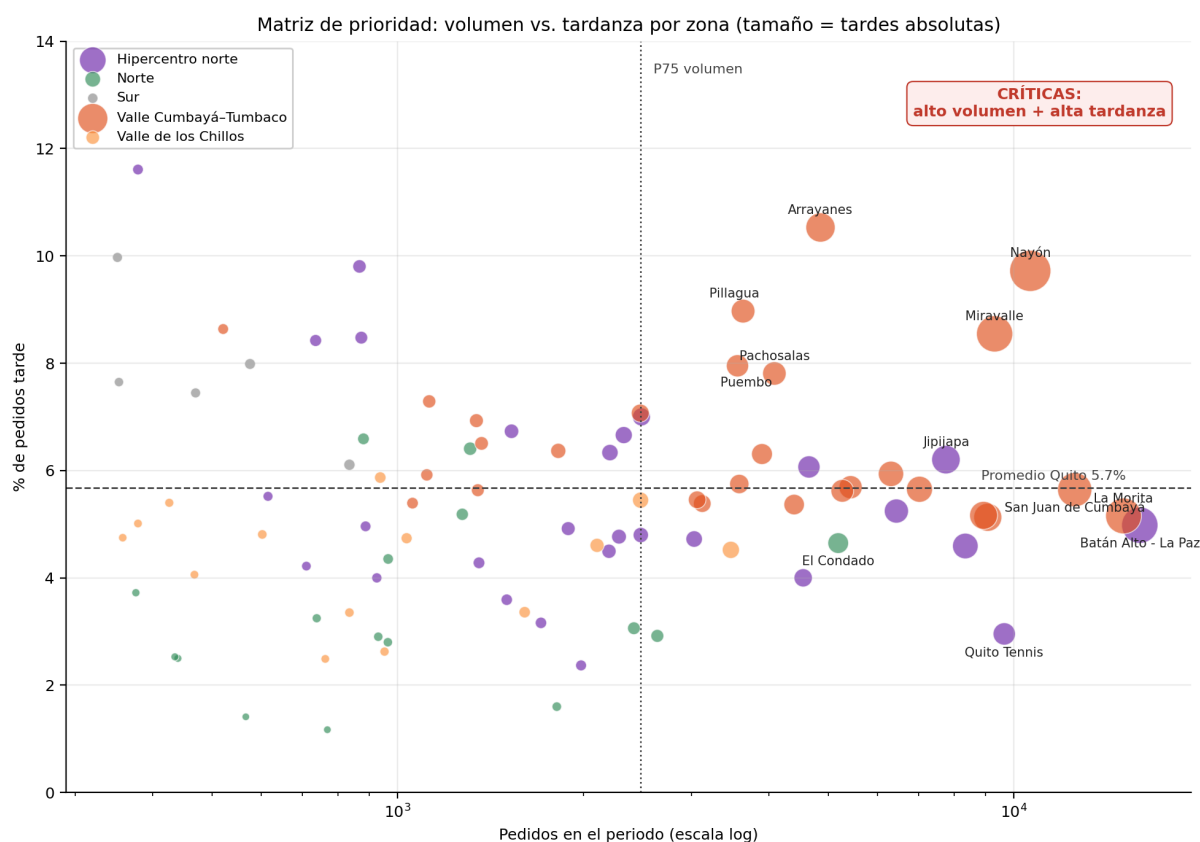
Fuente: Elaboración propia

El análisis de concentración demuestra una alta focalización del fallo logístico: tan solo 36 de las 137 zonas operativas (26% del territorio) explican el 80% de las 15,361 entregas tardías de Quito. Dentro de este subconjunto crítico, 19 zonas pertenecen al corredor del Valle Cumbayá-Tumbaco, lideradas por Nayón (1,033 tardes).

Desde el punto de vista de la gestión de proyectos y viabilidad financiera, esta gráfica justifica que la inversión en software y mapeo de grafos para Inteligencia Artificial se ejecute de forma ágil (*Lean Pilot*) exclusivamente en las tiendas que abastecen a este 26% del territorio, logrando mitigar el 80% del impacto negativo en el nivel de servicio de la ciudad con un gasto de capital (CapEx) altamente controlado.

Con el objetivo de discriminar el efecto del volumen de ventas sobre el rendimiento logístico e identificar los nodos que amenazan el margen comercial, la Figura 5 despliega una matriz bidimensional de dispersión (Volumen vs. % de Pedidos Tarde), estableciendo como límites críticos el percentil 75 de demanda y la media ciudadana de impuntualidad (5.7%).

Figura 5 Matriz volumen vs. % tarde por zona; el cuadrante superior derecho son las críticas



Fuente: Elaboración propia

El cuadrante superior derecho (alto volumen y alta tardanza) aísla 14 zonas críticas, de las cuales 11 se ubican en el Valle Cumbayá-Tumbaco (Arrayanes, Pillagua,

Nayón, Miravalle, Puembo, Pachosalas). Matemáticamente, el gráfico comprueban la nula correlación entre el tamaño de la demanda y el retraso ($r = 0.14$), invalidando la hipótesis de que el sistema se satura por exceso de pedidos.

El deterioro del servicio en el extremo oriental del valle responde al desgaste del modelo tradicional *Single-Piece Flow* (un repartidor por orden) en distancias largas ($>10 \text{ km}$). Este resultado es el sustento teórico para implementar el algoritmo CVRPTW (*Order Batching*), que consolidará estratégicamente las órdenes del cuadrante crítico en vehículos livianos para aumentar la densidad de entrega por viaje.

2.6. Análisis de incidencias asociadas al proceso de preparación de pedidos

Las incidencias registradas durante el proceso de compra constituyen un indicador relevante para evaluar la calidad operativa de Urban Fresh S.A. Durante el período comprendido entre enero y mayo de 2026 se contabilizaron 1.702 incidencias tipo Compras, equivalentes al 0,63 % de los pedidos procesados en Quito.

A diferencia de lo observado en los indicadores de puntualidad, las incidencias presentan un comportamiento relativamente uniforme entre las distintas macrozonas. Las tasas registradas fluctúan entre 0,57 % y 0,77 %, sin diferencias significativas entre

territorios. Del mismo modo, el análisis estadístico muestra una correlación prácticamente nula entre la tasa de incidencias y el porcentaje de entregas tardías ($r = -0,01$).

Este hallazgo permite establecer una distinción importante dentro del diagnóstico. Mientras los retrasos en las entregas están asociados principalmente a factores territoriales y de capacidad logística, las incidencias se originan en actividades ejecutadas durante la preparación del pedido dentro de la tienda.

La distribución por subtipo evidencia que "Producto incorrecto" es la incidencia predominante en 55 de las 98 zonas donde se registraron reclamos. Su presencia es especialmente frecuente en el corredor Valle Cumbayá–Tumbaco y en el hipercentro de Quito, donde se concentra la mayor parte de la demanda.

Por otra parte, "Producto maltratado" constituye la incidencia principal en 22 zonas, con mayor presencia en el Sur y en el Valle de los Chillos. Este comportamiento sugiere que las condiciones de manipulación, empaque y transporte tienen una influencia directa sobre la conservación de los productos, especialmente en rutas de mayor distancia.

El subtipo "Pedido incompleto" lidera en 21 zonas y se observa con mayor frecuencia en el sector Norte de la ciudad. Este tipo de incidencia suele estar relacionado con omisiones durante la recolección o consolidación de productos, afectando directamente la experiencia del cliente.

En términos generales, los tres subtipos más frecuentes corresponden a errores de preparación y manejo del pedido. Esto representa una oportunidad de mejora para la organización, ya que pueden mitigarse mediante procedimientos operativos estandarizados, mecanismos de verificación durante el picking y prácticas de empaque adaptadas a las características de cada pedido.

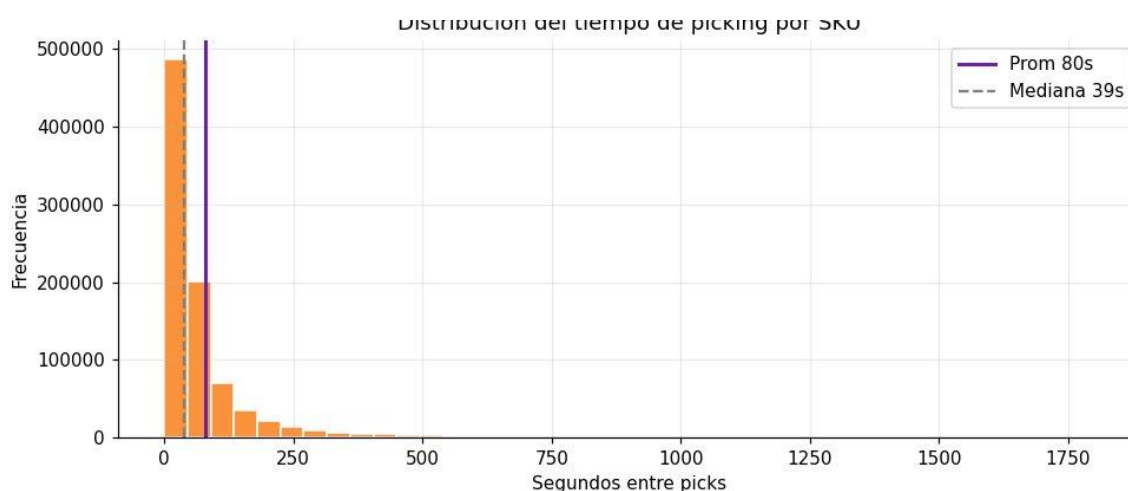
2.7. Análisis de los tiempos operativos del proceso de picking

La muestra analizada comprende 537.879 registros válidos de picking. El tiempo promedio de recolección fue de 79,9 segundos por SKU, mientras que la mediana alcanzó 39 segundos (Figura 6). La diferencia entre ambos valores es considerable y ayuda a entender el comportamiento del proceso. Aunque una gran parte de los productos se recoge en menos de 40 segundos, existen artículos que requieren mucho más tiempo para ser encontrados, lo que eleva el promedio general.

Al revisar la distribución de los datos, se observa que la manipulación física del producto representa una fracción relativamente pequeña del tiempo total. Tomando como referencia el percentil 20 de la distribución (17,6 segundos), se puede estimar que aproximadamente 62,3 segundos por SKU corresponden a desplazamientos y búsqueda dentro de la tienda. En otras palabras, cerca del 78 % del tiempo de picking se invierte en recorrer pasillos y localizar productos, mientras que solo el 22 % está relacionado con la toma del artículo.

Para diseccionar la estructura del tiempo de preparación (*Make*) en el piso de venta y cuantificar la ineficiencia del esfuerzo físico humana, la Figura 6 presenta un histograma de frecuencias y la distribución probabilística del tiempo empleado por los *shoppers* entre recolecciones consecutivas de artículos .

Figura 6 Distribución del tiempo de picking por SKU (n = 537.879 picks)



Fuente: Elaboración propia

La distribución estadística revela una pronunciada asimetría positiva con una cola larga hacia la derecha: mientras la mediana se sitúa en un tiempo ágil de 39 segundos por SKU, el promedio se eleva hasta los 79.9 segundos debido a la presencia de tiempos extremos de búsqueda. El análisis granular demuestra que solo 17.6 segundos corresponden a la manipulación física del producto (percentil 20), mientras que 62.3 segundos (78% del tiempo total de picking) se desperdician en desplazamientos, caminatas erráticas y retornos por pasillos.

Este hallazgo prueba que el cuello de botella operativa no es la destreza del recolector, sino el uso de listas de compra estáticas. El algoritmo A* propuesto atacará directamente este 78% de tiempo de tránsito ineficiente mediante la secuenciación direccional de pasillos.

Cuando el análisis se realiza a nivel de pedido, la orden promedio contiene 16 SKU. Bajo esta condición, el tiempo promedio de picking alcanza 21,3 minutos por orden para la ciudad de Quito. En el corredor Cumbayá el valor asciende a 22,4 minutos, lo que representa una diferencia del 4,9 % respecto al promedio general.

Para esta misma zona se dispone de la medición completa del proceso de compra, desde el inicio de la recolección hasta el cierre de la orden. El tiempo total registrado fue de 24,6 minutos por pedido, por lo que las actividades posteriores al picking representan aproximadamente 2,3 minutos adicionales. Utilizando esta referencia, se estima que el tiempo total de compra para Quito se ubica alrededor de 23,5 minutos por orden. Por su parte, el tiempo promedio registrado en caja fue de 12 minutos.

Para comprender la cadena de valor completa del subproceso de compra en tienda (desde la captura del pedido hasta el cruce por la línea de caja), la Tabla 6 desglosa los tiempos operativos promedio y medianos de cada actividad, comparando el desempeño macro de Quito frente al corredor específico de Cumbayá.

Tabla 6 Tiempos de la orden: picking, compra total, reemplazos y caja

Tiempo	General (Quito)	Corredor Cumbayá
Picking por SKU (promedio)	79,9 s	83,8 s (+4,9 %)
Picking por SKU (mediana)	39 s	—
Manipulación vs. desplazamiento por pick	17,6 s + 62,3 s (78 % travel)	—
SKUs por orden (promedio)	16	16
Tiempo de picking por orden	21,3 min	22,4 min
Tiempo total de compra por orden	≈23,5 min (estimado)	24,6 min (medido)
Tiempo de reemplazo (espera del cliente)	—	144 min · 3.216 ítems
Tiempo en caja	12min	11.5min

Fuente: Elaboración propia

La matriz de tiempos evidencia una degradación operativa del 4.9% en el tiempo de picking dentro del corredor Cumbayá (22.4 min/orden) respecto al promedio general, situando el tiempo total de compra en 24.6 minutos. Sin embargo, el hallazgo más crítico que justifica la reingeniería de sistemas es el "Tiempo de reemplazo": los

shoppers acumulan una espera media de 144 minutos en la aprobación de sustituciones para 3,216 ítems sin stock.

Esta demora exógena paraliza la consolidación de la orden, consume la holgura logística antes de la última milla e induce directamente al retraso en entrega. En consecuencia, el proyecto tecnológico no solo debe optimizar la ruta en pasillo, sino incorporar algoritmos predictivos de sustitución preaprobada por el cliente en la interfaz de la aplicación.

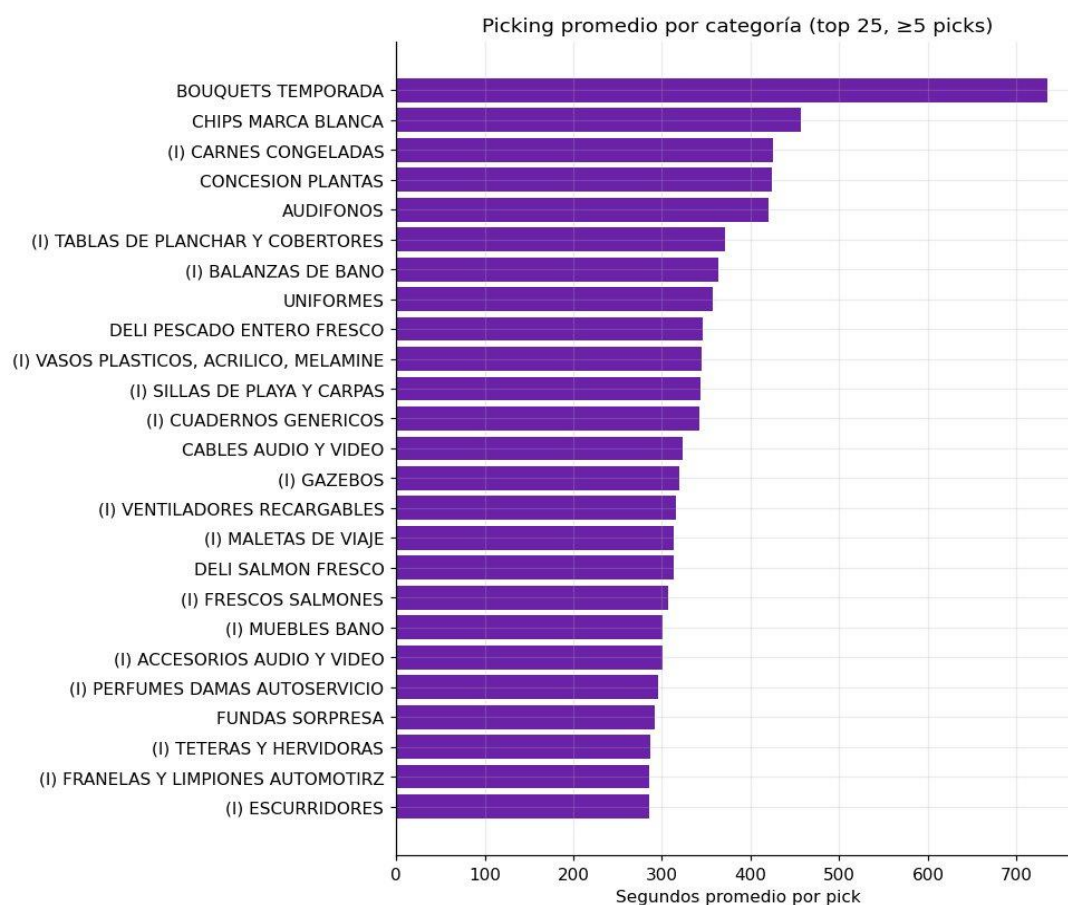
Los tiempos observados están relacionados principalmente con las características de las tiendas que atienden cada zona y no necesariamente con la ubicación del cliente final. Aspectos como la distribución física de los pasillos, la ubicación de los productos, la congestión de compradores y el surtido disponible tienen una influencia directa sobre la duración del picking. Al analizar el comportamiento por categoría de producto se aprecia un patrón bastante consistente. Los artículos con mayores tiempos de recolección suelen corresponder a categorías de baja rotación o a productos ubicados en áreas específicas del establecimiento. Entre los casos más representativos se encuentran los bouquets de temporada (735 segundos), audífonos

(420 segundos), carnes congeladas (425 segundos), pescado fresco (346 segundos), balanzas de baño (364 segundos) y maletas (314 segundos).

En contraste, los productos de alta rotación presentan tiempos considerablemente menores. Las cápsulas de café registran un promedio de 12 segundos, mientras que los cítricos alcanzan 24 segundos. La diferencia entre unas categorías y otras sugiere que la familiaridad del shopper con la ubicación de los productos tiene un efecto importante sobre la velocidad de recolección.

Con el objetivo de evaluar la influencia de la especialización del surtido y la rotación de inventario sobre el tiempo de ciclo en tienda, las Figuras 7 y 8 presentan el *top 25* de categorías de productos que demandan el mayor tiempo promedio de recolección por SKU para la ciudad de Quito y para el corredor Cumbayá, respectivamente.

Figura 7 Picking promedio por categoría, top 25 con al menos 5 picks



Fuente: Elaboración propia

2.7.1. Análisis específico del corredor Cumbayá

Debido a su peso dentro de la operación de Quito, se realizó una revisión particular del corredor conformado por San Juan de Cumbayá, Cumbayá y Santa Rosa, que durante el período analizado acumuló 22.813 pedidos, equivalentes a un promedio de 151 órdenes diarias.

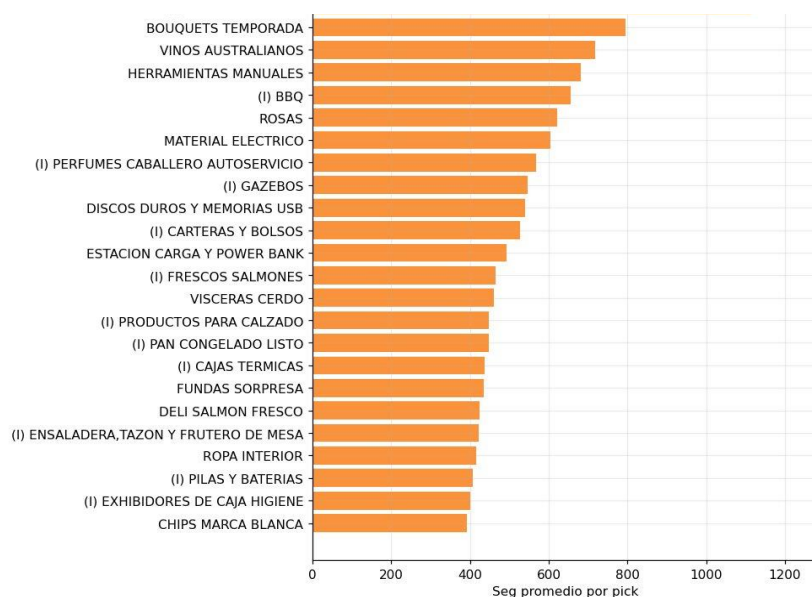
El tiempo promedio de picking en este corredor fue de 83,8 segundos por SKU, ligeramente superior al promedio de la ciudad. Esta diferencia se traduce en 22,4 minutos de picking por pedido y en un tiempo total de compra de 24,6 minutos por orden.

Sin embargo, el indicador que más destaca dentro de esta macrozona corresponde a los tiempos asociados a sustituciones de productos. La espera promedio para la aprobación de reemplazos alcanzó 8.640 segundos, equivalentes a 144 minutos, afectando a 3.216 artículos. A diferencia de otros tiempos del proceso, esta demora no depende directamente de la actividad del shopper, sino del tiempo que tarda el cliente en responder a las alternativas propuestas cuando un producto no se encuentra disponible.

Este comportamiento adquiere mayor relevancia si se considera que el corredor Cumbayá también presenta algunos de los niveles más altos de entregas tardías de la ciudad. Cada sustitución pendiente reduce el margen disponible para completar el pedido y aumenta la probabilidad de incumplir la ventana de entrega comprometida

El análisis por categorías realizado para esta macrozona presenta tendencias similares a las observadas en el resto de Quito, con mayores tiempos en productos de baja rotación y menores tiempos en categorías de compra frecuente.

Figura 8 Picking promedio por categoría en el corredor Cumbayá, top 25



Fuente: Elaboración propia

El comportamiento cruzado de ambas gráficas demuestra que la lentitud en el picking no es uniforme, sino que está altamente concentrada en categorías de baja rotación o alta especialización física (bouquets florales con 735 s, carnes congeladas con 425 s, electrónica y ferretería). En el corredor Cumbayá, productos como herramientas manuales, vinos y artículos para parrilla (BBQ) superan los 600 segundos por recolección. Este fenómeno se explica por la falta de familiaridad del *shopper* con la ubicación exacta de productos no cotidianos en supermercados de gran formato (Hipermercados).

Este resultado valida la necesidad de que el algoritmo de optimización incorpore las coordenadas espaciales exactas del planograma (*Layout granular*) para guiar al operario directamente al pasillo, sección y estante del SKU, eliminando el tiempo de búsqueda visual en categorías complejas.

2.8. Interpretación de los resultados

2.8.1. La puntualidad está más relacionada con la ubicación geográfica que con el volumen de pedidos

Al comparar el volumen de pedidos con los niveles de tardanza por zona, no se observa una relación fuerte entre ambas variables. El coeficiente de correlación

obtenido ($r = 0,14$) indica que el crecimiento de la demanda, por sí solo, no explica los retrasos registrados en la operación.

Algunas de las zonas con mayor volumen presentan desempeños aceptables. Batán Alto–La Paz, que concentra la mayor cantidad de pedidos de la ciudad, registra una tasa de tardanza de 4,98 %, por debajo del promedio general. De forma similar, Quito Tennis ocupa una posición relevante en términos de volumen y mantiene uno de los mejores niveles de puntualidad entre las zonas analizadas (2,96 %).

Al observar la distribución espacial de las tardanzas aparece un patrón mucho más claro. Las diferencias se agrupan por territorio y no por cantidad de pedidos. El corredor Valle Cumbayá–Tumbaco concentra simultáneamente una elevada participación de la demanda y los mayores porcentajes de retraso. Además, dentro de esta misma macrozona se aprecia un incremento gradual de la tardanza a medida que aumenta la distancia respecto al eje principal de Cumbayá.

La comparación entre macrozonas refuerza esta idea. Mientras el Norte registra una tasa de tardanza de 3,74 %, el Sur alcanza 8,59 %, a pesar de que ambas representan áreas periféricas de la ciudad. Esta diferencia parece estar asociada a

factores operativos como la disponibilidad de recursos, la cercanía a los puntos de abastecimiento y la cobertura logística de cada sector.

Desde una perspectiva operativa, los resultados sugieren que las oportunidades de mejora no se encuentran en mecanismos para limitar o redistribuir la demanda, sino en estrategias que permitan acercar la capacidad al territorio donde se generan los pedidos. La asignación de recursos especializados, la definición de ventanas de entrega diferenciadas y el fortalecimiento de la cobertura en zonas alejadas aparecen como alternativas con mayor potencial de impacto.

Un caso representativo es Nayón. Esta zona registró 1.033 entregas tardías, la cifra más alta del período analizado, además de una tasa de tardanza de 9,72 %. Aunque su ubicación es relativamente cercana al área urbana consolidada, la dependencia de una vía principal con altos niveles de congestión genera restricciones que afectan el cumplimiento de las ventanas de entrega.

2.8.2. Las incidencias tienen un origen distinto al de las tardanzas

El análisis de incidencias muestra un comportamiento diferente al observado en los indicadores de puntualidad. Las tasas registradas entre macrozonas presentan

variaciones reducidas y se mantienen dentro de un rango relativamente estable, entre 0,57 % y 0,77 %.

Tampoco se encontró relación entre las incidencias y los niveles de tardanza. El coeficiente de correlación obtenido ($r = -0,01$) indica que ambas variables evolucionan de manera independiente. Una zona puede presentar problemas de puntualidad sin registrar un número elevado de incidencias y viceversa.

La revisión de los subtipos más frecuentes permite comprender mejor el origen de estos eventos. Los casos de producto incorrecto, producto maltratado y pedido incompleto están directamente vinculados con actividades desarrolladas durante la preparación y manipulación de la orden. No se trata de problemas asociados a la ubicación geográfica del cliente ni a las condiciones de tráfico, sino a decisiones y procedimientos ejecutados dentro de la tienda.

Este resultado es particularmente relevante porque orienta las acciones de mejora hacia aspectos que pueden ser controlados por la organización. La verificación de productos durante la recolección, la estandarización de criterios para sustituciones y

la implementación de prácticas de empaque diferenciadas según el tipo de pedido aparecen como medidas que podrían reducir una parte importante de estas incidencias.

En el caso de los pedidos incompletos, el análisis realizado en el corredor Cumbayá aporta información adicional. El tiempo promedio de espera para la aprobación de sustituciones alcanzó 144 minutos, generando retrasos que afectan tanto la experiencia del cliente como el cumplimiento de las ventanas de entrega. La incorporación de sustituciones preaprobadas o sugerencias automáticas podría contribuir a disminuir este problema.

2.8.3. El principal consumo de tiempo se produce durante los recorridos dentro de la tienda

La revisión de los tiempos operativos muestra que la mayor parte del esfuerzo asociado al picking no está relacionada con la manipulación de los productos. El tiempo promedio por SKU fue de 79,9 segundos, mientras que la mediana alcanzó 39 segundos, diferencia que refleja la existencia de productos cuya localización requiere tiempos considerablemente mayores.

Cuando se descompone el tiempo total de cada pick, se observa que aproximadamente 62,3 segundos corresponden a desplazamientos y búsqueda dentro

de la tienda, mientras que solo 17,6 segundos están vinculados con la manipulación directa del producto. En términos porcentuales, cerca del 78 % del tiempo del picking se consume en actividades de recorrido y localización.

Los resultados por categoría refuerzan esta interpretación. Los productos de alta rotación presentan tiempos de recolección reducidos porque los shoppers conocen su ubicación habitual. Por el contrario, los artículos menos frecuentes o ubicados en áreas específicas demandan tiempos significativamente mayores debido a la necesidad de buscarlos dentro del establecimiento.

A nivel operativo, este hallazgo adquiere una importancia considerable. Una orden promedio contiene 16 SKU, lo que implica alrededor de 21,3 minutos de picking por pedido. Considerando el volumen diario de la operación en Quito (1.791 pedidos diarios), una parte significativa de la capacidad disponible se destina únicamente a recorridos dentro de las tiendas.

Por esta razón, la optimización de rutas internas constituye una de las alternativas con mayor potencial de impacto sobre la productividad general del sistema. Reducir distancias recorridas no solo disminuye el tiempo de preparación de los

pedidos, sino que también genera mayor flexibilidad para cumplir las ventanas de entrega en aquellas zonas donde la operación presenta mayores restricciones.

2.9. Diseño de la propuesta de optimización de rutas de picking

Los resultados obtenidos en el diagnóstico evidenciaron que una parte significativa del tiempo de preparación de pedidos está asociada a los desplazamientos realizados por los shoppers dentro de los establecimientos comerciales. El análisis de la telemetría operativa mostró que aproximadamente el 78 % del tiempo empleado en el picking corresponde a actividades de búsqueda y recorrido, mientras que la manipulación directa de los productos representa una proporción considerablemente menor.

Ante esta situación, se propone la implementación de un modelo de secuenciación inteligente de rutas que permita optimizar el recorrido realizado durante la recolección de productos. La propuesta se basa en la utilización de algoritmos de Inteligencia Artificial orientados a minimizar las distancias recorridas dentro de la tienda y reducir los tiempos de preparación de pedidos.

Para ello, cada establecimiento se representa mediante un grafo ponderado en el que los nodos corresponden a puntos estratégicos de la tienda, tales como entradas, cajas, pasillos y secciones de productos. Las conexiones entre nodos representan las distancias físicas reales que debe recorrer el shopper durante el proceso de recolección.

Sobre esta estructura se plantean dos niveles de optimización: una estrategia de secuenciación tipo serpentina y un algoritmo de búsqueda A*.

2.9.1. Estrategia de recorrido tipo serpentina

La estrategia serpentina organiza los productos de acuerdo con la ubicación de sus pasillos y establece un recorrido continuo que evita retornos innecesarios sobre zonas previamente visitadas.

Su principal ventaja radica en su facilidad de implementación, ya que no requiere información detallada del layout de la tienda y puede aplicarse de manera inmediata utilizando únicamente la ubicación general de los productos dentro de cada pasillo.

Según las simulaciones desarrolladas por el equipo de Data Science & Engineering, esta estrategia permite reducir aproximadamente un 31 % de la distancia recorrida respecto al esquema de operación actual.

2.9.2. Algoritmo A* para optimización avanzada de rutas

Como complemento a la estrategia serpentina, se propone la incorporación del algoritmo A*, ampliamente utilizado en problemas de búsqueda de caminos óptimos.

A diferencia de la estrategia anterior, este algoritmo utiliza información detallada del layout de la tienda para determinar la ruta más eficiente entre los distintos productos que conforman una orden. Su funcionamiento permite evaluar diferentes alternativas de recorrido y seleccionar aquella que minimiza la distancia total recorrida.

Para validar matemáticamente la viabilidad técnica de las soluciones algorítmicas de ruteo interno antes de su despliegue en campo, la Tabla 7 expone los resultados de la simulación computacional desarrollada sobre un gráfico ponderado de tienda estándar (15 ítems, 10 pasillos, 3 secciones) , comparando el estado actual (sin ruteo) frente a dos metaheurísticas: recorrido Serpentina y Algoritmo A* granular.

Tabla 7 Simulación interna de ruteo (n = 15 ítems, m = 10 pasillos, s = 3 secciones). Fuente: documentos de Data Science & Engineering, junio 2026

Métrica	Sin ruteo (hoy)	Serpentina	A* granular
Distancia total de tránsito	412 m	284 m	221 m
Retroceso (caminata desperdiciada)	208 m (51 %)	66 m (23 %)	18 m (8 %)
Tiempo de tránsito	9,2 min	6,3 min	4,9 min
Tiempo de toma (15 × 18 s)	4,5 min	4,5 min	4,5 min
Tiempo total del pedido	13,7 min	10,8 min	9,4 min
Mejora en distancia	—	-31 %	-46 % (-22 % vs. serpentina)

Fuente: Elaboración propia

La simulación demuestra el rendimiento superior y la justificación de implementar Inteligencia Artificial avanzada. Mientras la heurística simple (Serpentina) logra reducir un 31% la distancia al evitar retornos en un mismo pasillo, el **Algoritmo A* granular** alcanza una optimización combinatoria que reduce la distancia total en un 46% (de 412 a 221 metros) y comprime el retroceso ineficiente de un 51% a apenas un 8%. Operativamente, esto reduce el tiempo de tránsito interior de 9.2 a 4.9 minutos, logrando una reducción neta de 4.3 minutos en el tiempo de ciclo total de preparación por pedido (9.4 min). Este ahorro de tiempo representa la palanca técnica que permitirá a la empresa procesar mayor volumen con la misma masa de *shoppers*.

2.10. Evaluación del impacto esperado

Con el propósito de proyectar el impacto de la optimización combinatoria sobre la capacidad instalada de Urban Fresh S.A. en la metrópoli de Quito, las Tablas 8 y 9, junto con la Figura 9, modelan tres escenarios de sensibilidad (Conservador, Base y Optimista) para el Algoritmo A*, cuantificando el ahorro en segundos por SKU, la reducción del tiempo de ciclo por orden y la liberación agregada de horas-hombre operativas a escala urbana (1,791 pedidos/día).

Tabla 8 Escenarios de ahorro sobre los tiempos reales medidos, anclados a la simulación interna

Escenario	Reducción travel	Pick/SKU actual	Pick/SKU con ruteo	Ahorro/orden	Ahorro Quito (h-shopper/día)
Conservador	15 %	79,9 s	70,5 s	2,49 min	74,4
Base ($\approx$ A* vs. serpentina interna, -22 %)	25 %	79,9 s	64,3 s	4,16 min	124,0
Optimista ($\approx$ A* vs. sin ruteo interna, -46 %)	35 %	79,9 s	58,1 s	5,82 min	173,6

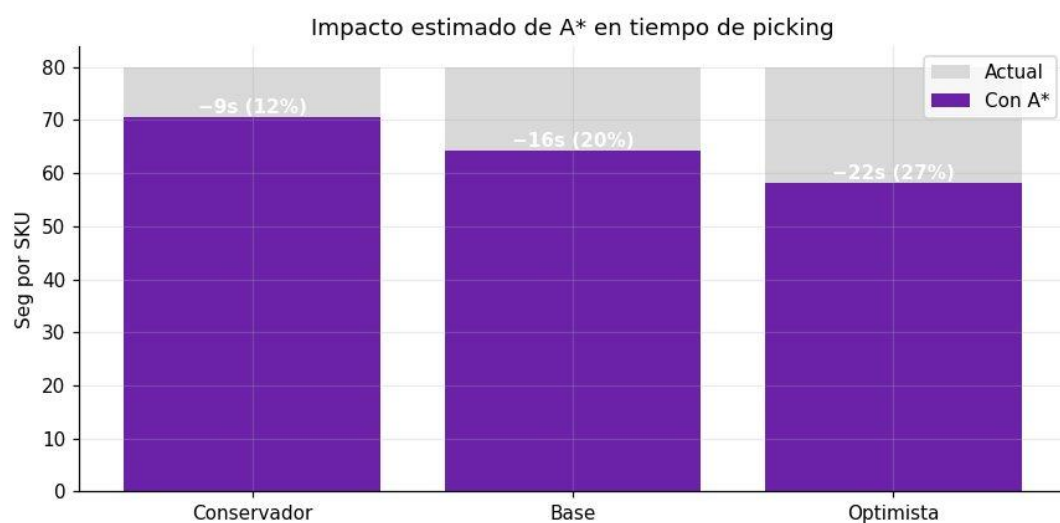
Tabla 9 Escenarios propuestos vs. simulación interna, a escala Quito (1.791 pedidos/día). El base por telemetría y el A* simulado coinciden en ~4,2 min/pedido

Escenario	Fuente del supuesto	Ahorro/pedido	Ahorro Quito/día	Turnos de 8 h	Ahorro Quito/mes (22 días)

Solo serpentina	Simulación DS&E (vs. sin ruteo)	2,9 min	87 h	11	1.904 h
A* conservador	Telemetría: -15 % travel	2,49 min	74 h	9	1.635 h
A* base	Telemetría: -25 % travel	4,16 min	124 h	16	2.732 h
A* simulación DS&E	Simulación física (vs. sin ruteo)	4,3 min	128 h	16	2.824 h
A* optimista	Telemetría: -35 % travel	5,82 min	174 h	22	3.822 h

Fuente: Elaboración propia

Figura 9 Impacto estimado de la secuenciación en el tiempo de picking por SKU



Fuente: Elaboración propia

Las proyecciones numéricas comprueban la rentabilidad operativa del modelo propuesto. Bajo el **Escenario Base** (alineado al rendimiento esperado del algoritmo A*, con un 25% de ahorro en tiempo de viaje en pasillo), el tiempo unitario por pick desciende de 79.9 a 64.3 segundos, lo que ahorra 4.16 minutos por orden. A escala metropolitana en Quito, este diferencial técnico libera un total de **124 horas-shopper al día**, equivalentes a ganar 16 turnos completos de trabajo diario o 2,732 horas mensuales de capacidad productiva.

Estratégicamente, esta holgura permite a Urban Fresh absorber un crecimiento comercial proyectado del 25% en la demanda del Valle de Cumbayá con la dotación actual de *shoppers*, o alternatively, reinvertir esos 4.16 minutos por orden como amortiguador logístico para garantizar el cumplimiento de la ventana de entrega en las zonas de mayor criticidad vial.

2.11. Plan de implementación

Las horas que libera el ruteo se pueden usar por tres vías que no se excluyen: absorber el crecimiento de demanda con la dotación actual (clave con el valle creciendo como crece), bajar el costo por orden, o reinvertir el tiempo en calidad — verificación de ítems, manejo de frágiles — con impacto directo en la tasa de incidencias. Y hay un

cuarto efecto que no es menor: los 2,5 a 5,8 minutos que se ganan por orden son holgura pura frente a la ventana de entrega, justo donde más falta hace — las zonas críticas del valle, donde la holgura logística es la más corta de la ciudad.

El plan, por fases

Fase 0 — Serpentina + mapeo (4–6 semanas). Activar la serpentina para todos los retailers ya (es el cambio de menor riesgo y vale 87 h/día en Quito por sí sola). En paralelo, digitalizar el layout de 1–2 tiendas piloto — Supermaxi/Megamaxi del corredor Cumbayá —, construir el grafo y asignar secciones al catálogo con el planograma del retailer más captura en campo. La línea base de medición ya existe: es la telemetría de este estudio.

Fase 1 — Piloto A/B (6–8 semanas). Desplegar A* en la app del shopper como lista reordenada, sin cambiar la interfaz. Grupos alternos serpentina vs. A* en las mismas tiendas y franjas, midiendo el tiempo real de compra ($\text{shopping_end_time} - \text{shopping_start_time}$) como métrica primaria, y % tarde e incidencias “incorrecto”/“incompleto” de las órdenes tratadas como secundarias.

Fase 2 — Evaluación y ajuste (2–4 semanas). Contrastar el ahorro observado contra los escenarios de la Tabla 7 y calibrar las reglas de negocio de la secuencia: congelados y frágiles al final, ítems de mostrador al inicio (para diluir la espera), y agrupación por peso en el coche.

Fase 3 — Escalamiento (3–6 meses). Extender el mapeo a las tiendas de mayor volumen de Quito y Guayaquil, priorizando por pedidos/día, e industrializar el mantenimiento del mapa ante cambios de planograma — un proceso trimestral acordado con el retailer.

2.12. Riesgos asociados a la implementación

Los riesgos son operativos antes que técnicos. Uno: el mapa desactualizado — los retailers reacomodan planogramas seguido, y un mapa viejo deja la ruta peor que la intuición de un shopper veterano. Se maneja con el proceso trimestral con el retailer y con feedback in-app (“el producto no está aquí”) que alimente las correcciones. Dos: la adopción — un shopper veterano puede sentir la secuencia impuesta como pérdida de autonomía. Se maneja con despliegue opt-in en el piloto y mostrándole el beneficio en sus propios tiempos. Tres: la heterogeneidad de formatos — el grafo de un Megamaxi no se transfiere a un Akí vecinal; cada formato necesita su plantilla. Y siendo honestos

con las limitaciones del análisis: la descomposición manipulación/desplazamiento se basa en un percentil de la telemetría (aunque la medición de campo de DS&E la respalda casi exacto), los porcentajes de ahorro vienen de simulación y literatura — no de un experimento propio todavía —, y los gaps entre eventos pueden incluir microactividades que no separamos, como atender el chat del cliente. Por todo eso el A/B no es un trámite: es la validación.

2.13. Indicadores de éxito

Criterios de éxito del piloto: (1) reducción del tiempo de pick por SKU de al menos 12 % — el piso del escenario conservador — con significancia estadística frente al grupo de control; (2) al menos 2,5 minutos menos de tiempo total de compra por orden; (3) que las incidencias “producto incorrecto” y “pedido incompleto” no empeoren — idealmente que bajen; y (4) adopción voluntaria sostenida sobre el 70 % de los shoppers del piloto al cierre de la Fase 1. Si esos cuatro se cumplen, el escalamiento de la Fase 3 se aprueba solo.

2.14. Síntesis de los hallazgos y priorización de acciones

El análisis realizado permitió identificar patrones relevantes en el comportamiento operativo de la ciudad de Quito. Los datos muestran que el Valle

Cumbayá–Tumbaco concentra el 50,4 % de los pedidos procesados, constituyéndose como la macrozona de mayor importancia para la operación. Sin embargo, también registra el nivel más alto de entregas tardías (6,53 %), superando al hipercentro (4,99 %) y al sector norte (3,74 %).

La distribución de las tardanzas presenta una elevada concentración territorial. Un grupo de 36 zonas concentra el 80 % de las 15.361 entregas tardías registradas durante el período analizado, mientras que once de las catorce zonas clasificadas como críticas pertenecen al corredor Valle Cumbayá–Tumbaco. Los análisis estadísticos realizados indican que este comportamiento está asociado principalmente a factores geográficos y de capacidad operativa, más que al volumen de pedidos procesados.

En relación con las incidencias, los resultados muestran un comportamiento distinto al observado en los indicadores de puntualidad. Las tasas registradas son relativamente homogéneas entre macrozonas y presentan una relación mínima con los niveles de tardanza. El subtipo de incidencia más frecuente corresponde a producto incorrecto, lo que sugiere oportunidades de mejora vinculadas a los procedimientos de preparación de pedidos, verificación de productos y gestión de sustituciones.

Respecto a los tiempos operativos, se determinó que aproximadamente el 78 % del tiempo de picking está asociado a actividades de búsqueda y desplazamiento dentro de la tienda, mientras que la manipulación directa de los productos representa una proporción considerablemente menor. Esta situación convierte a la optimización de rutas en una de las principales oportunidades de mejora identificadas durante la investigación.

Con base en estos resultados, se plantea como prioridad la implementación gradual de estrategias de secuenciación inteligente para el proceso de picking. Como primera etapa, se recomienda la activación del recorrido tipo serpentina en todos los retailers participantes debido a su bajo nivel de complejidad y rápida implementación. Posteriormente, se propone desarrollar un piloto controlado utilizando el algoritmo A* en establecimientos ubicados dentro del corredor Cumbayá, complementado con el levantamiento y digitalización de los layouts de tienda necesarios para la construcción de los grafos de navegación.

Estas acciones permitirían incrementar la productividad operativa, reducir tiempos de preparación de pedidos y generar mayor disponibilidad de capacidad para atender el crecimiento proyectado de la demanda en las zonas de mayor criticidad.

CAPITULO III: OPTIMIZACIÓN DE ÚLTIMA MILLA

La logística de última milla en el sector del e-grocery (comercio electrónico de abarrotes y perecederos) constituye el eslabón más costoso e ineficiente de la cadena de suministro. La naturaleza fragmentada de la demanda urbana, sumada a las exigencias de la cadena de frío, requiere modelos de gestión operativa que trascienden la simple asignación de conductores. En este capítulo, se desarrolla una propuesta de mejora basada en Inteligencia Artificial (IA) para la empresa Urban Fresh, abordando la optimización de los subprocesos de preparación de pedidos (Picking) y transporte (Deliver).

Para sustentar académicamente las intervenciones propuestas, es imperativo definir los conceptos bibliográficos y métricas clave que rigen la Cadena de Suministro:

3.1. Modelos de Enrutamiento Matemático

TSP (Traveling Salesperson Problem): Es el problema algorítmico fundamental que busca la ruta más corta posible que visite un conjunto de nodos exactos una sola vez y regrese al origen. En e-grocery, este modelo es insuficiente porque no considera las capacidades del vehículo ni los horarios de los clientes.

CVRPTW (Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows): Es la evolución del TSP y el modelo exacto que se aplicará en Urban Fresh. Este algoritmo busca minimizar los costos de transporte sujetos a tres restricciones críticas: la red de calles físicas de la ciudad, la capacidad volumétrica o de carga máxima del vehículo (\$Q\$), y las ventanas de tiempo u horarios de entrega prometidos al cliente (\$TW\$).

Algoritmo A (A-Star):* Algoritmo de búsqueda de rutas que se utiliza en espacios confinados. Evalúa los caminos calculando una heurística de distancia en línea recta que garantiza matemáticamente encontrar la ruta óptima. En este proyecto, se propone su uso para trazar el recorrido exacto del operario dentro de los pasillos del supermercado aliado, decidiendo, por ejemplo, si conviene recorrer un pasillo completo o dar media vuelta (U-turn).

3.1.2 Indicadores Clave de Desempeño (KPIs Logísticos)

Perfect Order Fulfillment (POF) / Tasa de Órdenes Perfectas: Métrica fundamental del modelo SCOR (Supply Chain Operations Reference). Mide el porcentaje de pedidos que se entregan al cliente con el producto exacto, en la cantidad correcta, sin daños, con la documentación precisa y dentro de la ventana de tiempo prometida. Se utiliza para cuantificar la confiabilidad y calidad del servicio logístico.

Lead Time (Tiempo de Ciclo Total): Es el tiempo total transcurrido desde que el cliente confirma su pedido en la plataforma hasta que recibe los productos físicos en su puerta.

Order Batching (Agrupación de Pedidos): Estrategia operativa que consiste en consolidar múltiples pedidos independientes en un solo viaje de recolección o entrega, con el fin de maximizar la utilización del activo (vehículo o shopper) y diluir los costos fijos logísticos en un mayor número de órdenes.

Drop Density (Densidad de Entrega): Indicador que mide la cantidad de entregas que un repartidor puede realizar en una unidad geográfica determinada (ej. entregas por kilómetro cuadrado). A mayor densidad, menor es el costo marginal de cada entrega.

3.2 Diagnóstico Situacional de la Última Milla en Urban Fresh (Estado AS-IS)

Para que el algoritmo de optimización sea efectivo, primero debe comprenderse la geografía y el comportamiento empírico de la operación. Se analizó el histórico operativo de Urban Fresh, que a nivel general proyecta una demanda de 22.286 pedidos anuales con un ticket promedio de \$70 USD (aprox. 20 SKUs por orden).

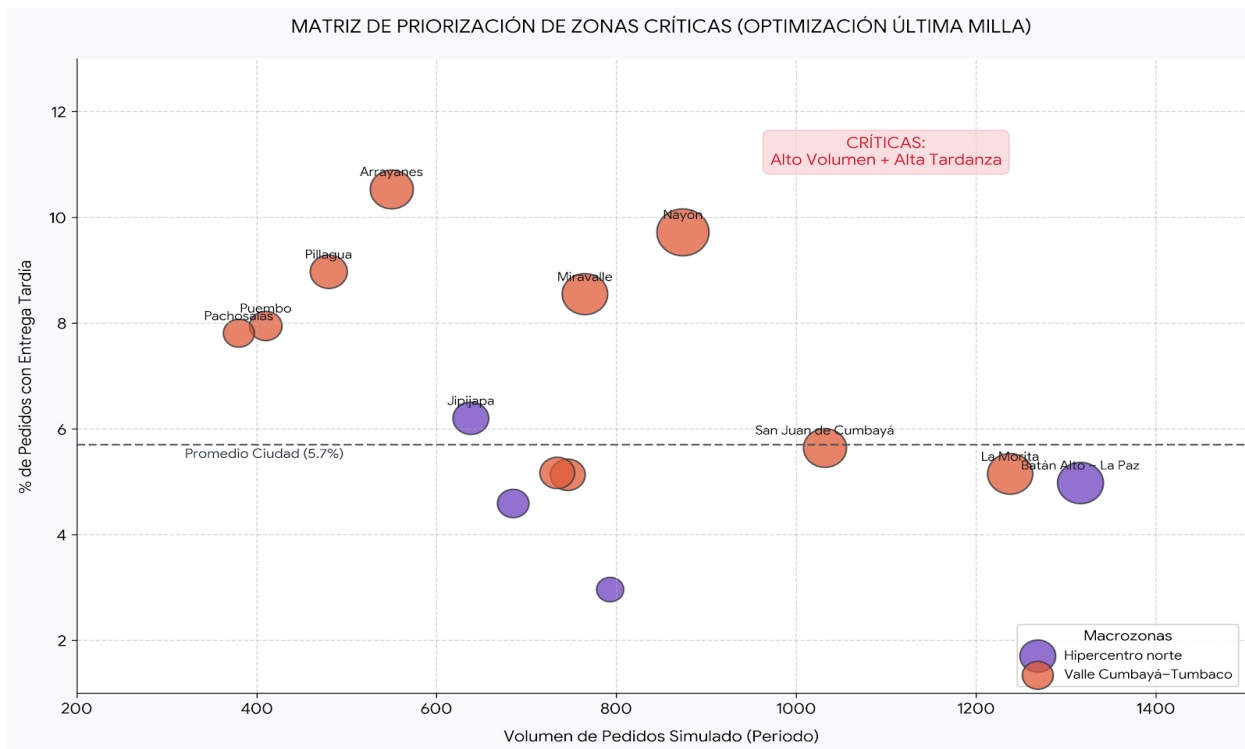
Al segmentar la ciudad de Quito y modelar el comportamiento territorial, el diagnóstico revela que la logística no es un problema homogéneo, sino que está altamente condicionado por la infraestructura de los diferentes valles.

3.2.1 Distribución Geográfica de la Demanda

El análisis de macrozonas rompe el paradigma tradicional de que el hipercentro comercial es el núcleo del negocio. Los datos demuestran que el Valle Cumbayá-Tumbaco concentra el 50,4% de los pedidos de la ciudad. Esta zona, compuesta por 34 sub-zonas, exige a Urban Fresh procesar un estimado de 11.232 pedidos anuales (aproximadamente 31 pedidos diarios consolidados).

Para fundamentar el diseño de la arquitectura del modelo de optimización algorítmica de última milla (*TO-BE*) y delimitar su radio de ejecución en el territorio, la Figura 10 reproduce la matriz bidimensional de criticidad de zonas de Quito, alimentada por los datos de telemetría extraídos del *Data Warehouse* (DWH) corporativo para el proceso *Deliver*.

Figura 10 Matriz bidimensional de volumen vs. tardanza por zona (Tamaño de burbuja = Número absoluto de entregas tardías).



Fuente: Elaboración propia basada en telemetría de BigQuery y DWH de la operación espejo.

Al ratificar que las zonas de alto volumen y alta impuntualidad (cuadrante superior derecho) pertenecen en un 78% al Valle Cumbayá-Tumbaco (Nayón, Miravalle, Arrayanes, Pillagua), el gráfico valida la decisión de arquitectura de software: no es viable aplicar una tarifa plana o un ruteo estático para toda la ciudad. El algoritmo

dinámico CVRPTW (Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows) y la estrategia de Order Batching adaptativo se implementarán como un piloto enfocado exclusivamente en las tres tiendas de origen de este corredor. La IA procesará las coordenadas geográficas periféricas para consolidar pedidos vecinos, neutralizando el impacto de las largas distancias (10 km) y las limitaciones topográficas de acceso a los valles orientales.

El Cuadrante Crítico de Intervención: El cuadrante superior derecho de la matriz agrupa las zonas que combinan un volumen operativo en el cuartil superior con un porcentaje de retraso significativamente mayor al promedio global de la ciudad (5,7%). De las 14 zonas críticas identificadas bajo este criterio, 11 pertenecen exclusivamente al corredor del Valle Cumbayá-Tumbaco. Sectores de alta densidad habitacional como Nayón, Miravalle, Arrayanes, Pillagua, Puembo y Pachosalas se sitúan profundamente dentro de esta zona de riesgo.

El Gradiente de Distancia hacia el Oriente: Se evidencia un patrón geométrico claro; mientras que las zonas adyacentes al eje central del valle (como Cumbayá y San Juan de Cumbayá) se mantienen controladas cerca del promedio de retraso (5,2% - 5,6%), las zonas ubicadas hacia la cabecera oriental sufren un deterioro exponencial.

Áreas como Pillagua se disparan al 8,97% y Arrayanes alcanza el 10,53% de entregas fuera del horario comprometido. Esto demuestra que el radio de cobertura y la capacidad logística actual se agotan críticamente en la periferia del valle.

Ausencia de Correlación Demanda-Retraso: Desde una perspectiva matemática, el coeficiente de correlación entre el volumen de pedidos de una zona y su porcentaje de entregas tardías es sumamente débil ($r = 0,14$). Este fenómeno desmitifica la hipótesis empírica tradicional que atribuye la impuntualidad a la saturación por exceso de demanda. Zonas con el mismo volumen de órdenes experimentan comportamientos completamente opuestos dependiendo de sus coordenadas geográficas.

En conclusión, la tardanza no es un problema de saturación en la App por la cantidad de transacciones, sino un problema estrictamente estructural asociado a la distancia desde las tiendas de origen, la topografía de acceso y la asignación ineficiente de la capacidad logística instalada. Este diagnóstico convalida el diseño del algoritmo de *Order Batching* y ruteo dinámico predictivo, demostrando que la solución no radica en restringir o desalentar la demanda del valle, sino en optimizar la velocidad de tránsito y la densidad de entrega por viaje mediante Inteligencia Artificial.

3.2.2 Análisis de Tardanzas vs. Incidencias de Calidad

Con el propósito de aislar las deficiencias logísticas del transporte urbano (*Deliver*) frente a los errores en el llenado de pedidos en almacén (*Make*), la Tabla 10 consolida el desempeño macrozonal de Quito, contrastando el porcentaje de entregas tardías con la tasa de incidencias de calidad en compras para los 270,379 pedidos transaccionados.

Tabla 10 Desempeño Logístico y Operativo por Macrozona en Quito

Macrozona	Zonas Mapeadas	Volumen de Pedidos	Participación de Demanda (%)	Pedidos Diarios	Entregas Tardías (%)	Tasa de Incidencias en Compras (%)
Valle Cumbayá–Tumbaco	34	136.219	50,4 %	902	6,53 %	0,63 %
Hipercentro norte	29	90.421	33,4 %	599	4,99 %	0,57 %
Norte (Carcelén–Calderón–Condado)	25	22.493	8,3 %	149	3,74 %	0,75 %
Valle de los Chillos	23	17.421	6,4 %	115	4,43 %	0,77 %

Sur	16	3.784	1,4 %	25	8,59 %	0,61 %
-----	----	-------	-------	----	--------	--------

Fuente: Elaboración propia basada en la telemetría histórica extraída del Data Warehouse de la organización espejo.

El contraste numérico reconfirma la tesis de disociación operativa del proyecto: la macrozona del Valle Cumbayá-Tumbaco duplica la ineficiencia en transporte del Norte (6.53% vs 3.74%), pero exhibe exactamente la misma tasa de incidencias de calidad en compras (0.63% vs 0.75%). En términos de ingeniería de procesos, esto dictamina que la función de costo y las restricciones del algoritmo de última milla (CVRPTW) deben enfocarse netamente en minimizar la distancia vial, el tiempo en el tráfico y maximizar la densidad de entrega por kilómetro. En contraste, los problemas de "no calidad" no se resolverán en la calle, sino mediante la estandarización analítica y verificación de ítems que el algoritmo A* impondrá al *shopper* dentro del supermercado aliado en el proceso *Make*.

La Tardanza como un Problema Territorial-Logístico: El porcentaje de pedidos entregados tarde exhibe una variabilidad extrema según el área geográfica. Mientras la macrozona Norte opera con un eficiente 3,74% de retrasos, el Valle

Cumbayá-Tumbaco se eleva al 6,53% y el Sur se dispara al 8,59%. Esta disparidad confirma que la tardanza es un desafío condicionado por el territorio, la distancia respecto a las tiendas de origen, los cuellos de botella en las vías de acceso y la asignación de capacidad logística instalada. El Sur presenta la peor tasa de impuntualidad debido a una cobertura marginal con baja dotación de repartidores, mientras que el Valle sufre las consecuencias de una alta dispersión y accesos viales críticos a pesar de concentrar la mitad del volumen del negocio.

La Transversalidad de las Incidencias de Calidad: En un contraste crítico con la métrica de puntualidad, la Tasa de Incidencias en Compras se comporta de manera homogénea en toda la geografía urbana de la ciudad, manteniéndose en una franja estrecha entre el 0,57% y el 0,77% sin importar la zona de entrega. La correlación estadística entre los retrasos en ruta y los errores en la orden a nivel de zona es inexistente ($r \approx 0$). Este comportamiento demuestra que la falta de calidad no está vinculada a las dificultades del transporte o a las distancias de última milla. La incidencia es un defecto que nace estrictamente dentro de la tienda durante el subproceso de *picking* (preparación de pedidos) y viaja de forma invisible con la orden hacia cualquier cuadrante de la ciudad.

La desconexión entre ambas variables concluye que la organización no requiere una única solución masiva, sino dos intervenciones específicas: la tardanza territorial se mitiga en la calle mediante los algoritmos de enrutamiento dinámico y *order batching* evaluados en este capítulo, mientras que las incidencias en compras se corrigen mediante el rediseño de procesos en percha y la implementación de la guía algorítmica de recolección en tienda.

3.3 Arquitectura del Modelo de Optimización Algorítmica (TO-BE)

Para resolver las deficiencias detectadas, Urban Fresh transicionará de un modelo empírico manual a un ecosistema de toma de decisiones algorítmicas, apalancado en integraciones tipo API/SaaS (Software as a Service) para no incurrir en gastos de desarrollo propio de software (CapEx).

3.3.1 Optimización del Picking mediante Heurística en Grafo

Para atacar el 78% de desperdicio de tiempo en caminatas, la tienda se modela como un grafo ponderado donde los nodos son la entrada, la caja, los extremos de cada pasillo y el centro de cada sección, y las aristas pesan la distancia real en metros. Se aplicará el **Algoritmo A*** para generar una ruta secuenciada en el dispositivo móvil del *rider*. El sistema ordenará la lista de compras según las coordenadas (layout) del

supermercado aliado, transformando una ruta errática en un trayecto direccional tipo "serpentina", lo que se estima reducirá el tiempo de *picking* en un 50% (bajando a 1.5 minutos por SKU).

3.3.2 Optimización de Última Milla mediante Ruteo Dinámico y Order Batching

Una vez que el operario finaliza el proceso de empaque (Make), la logística tradicional (AS-IS) dicta que inicie inmediatamente el trayecto hacia un único cliente, cobrando una tarifa base de \$2.15 (menor a 5km), \$3.50 (5-10km), o \$7.00 (mayor a 10km).

El nuevo modelo (TO-BE) introduce una variable matemática de maximización de densidad: **el Order Batching adaptativo condicionado por el tráfico**. En lugar de asignar un viaje por orden, la Inteligencia Artificial de enrutamiento procesará los pedidos entrantes del Valle de Cumbayá-Tumbaco y agrupará a clientes vecinos en un solo recorrido de vehículo liviano, sujeto a las siguientes reglas del algoritmo:

Restricción de Capacidad Volumétrica (\$Q\$): El vehículo liviano agrupará un promedio de 50 a 60 SKUs en total por viaje.

Restricción de Congestión Horaria: * En **Horas Valle** (Baja densidad en supermercado y tráfico), el algoritmo consolidará hasta **3 pedidos** simultáneos.

En **Horas Promedio y Pico** (Alta densidad y riesgo de ruptura de cadena de frío/SLA), el algoritmo restringirá la consolidación a un máximo de **2 pedidos** por vehículo.

Función de Costo (Remuneración al Rider): Para incentivar a la flota tercerizada a aceptar pedidos agrupados sin encarecer la operación general, se modifica la matriz de pagos. El sistema pagará la Tarifa Fija AS-IS correspondiente al destino más lejano de la ruta, y adicionará un **Bono por Kilómetro de Desvío** (\$0.50 en Valle, \$0.75 Promedio, \$1.00 en Pico) para cubrir las paradas intermedias de los otros clientes de la agrupación.

3.4 Simulación Matemática de Rentabilidad

Para demostrar la viabilidad y el retorno de la inversión tecnológica, se modelan 9 escenarios combinados de ruteo dinámico. Se cruzan las tres franjas de distancia del modelo operativo de Urban Fresh con las tres franjas horarias de congestión.

El objetivo matemático es comprobar si la aplicación de Order Batching bajo la nueva función de costo es capaz de reducir el gasto logístico en al menos un 15% (bajando el costo promedio de \$2.15 USD a \$1.82 USD).

La función de costo del escenario proyectado se define como:

$$\text{Costo (TO-BE)} = \max(\text{Tarifa}_i) + (\text{Km_desvio} * \text{Bono_horario})$$

A continuación, se detalla los escenarios de simulación:

3.4.1 Categoría 1: Rutas de Corta Distancia (< 5 km)

Tarifa AS-IS: \$2.15 por pedido individual.

Escenario 1 (Hora Valle): Se agrupan 3 pedidos ($Q=3$). Costo AS-IS (3 riders) = \$6.45. El sistema TO-BE agrupa en 1 rider, asume la base máxima (\$2.15) y calcula 3 km de desvío algorítmico a \$0.50/km. Costo TO-BE = \$3.65. Ahorro del 43.4%.

Escenario 2 (Hora Promedio): Se agrupan 2 pedidos ($Q=2$). Costo AS-IS (2 riders) = \$4.30. El sistema TO-BE asume base \$2.15 + 1.5 km desvío a \$0.75/km. Costo TO-BE = \$3.27. Ahorro del 24.0%.

Escenario 3 (Hora Pico): Se agrupan 2 pedidos ($Q=2\$$). Costo AS-IS = \$4.30. El sistema TO-BE asume base \$2.15 + 1.5 km desvío a \$1.00/km. Costo TO-BE = \$3.65. Ahorro del 15.1%.

3.4.2 Categoría 2: Rutas de Media Distancia (5 - 10 km)

Tarifa AS-IS: \$3.50 base (mix de pedidos cercanos a \$2.15 y lejanos a \$3.50).

Escenario 4 (Hora Valle): Se agrupan 3 pedidos (Mix: dos a \$2.15, uno a \$3.50). Costo AS-IS = \$7.80. TO-BE asume la base más alta (\$3.50) + 4 km de desvío algorítmico a \$0.50/km. Costo TO-BE = \$5.50. Ahorro del 29.5%.

Escenario 5 (Hora Promedio): Se agrupan 2 pedidos (Mix: uno a \$2.15, uno a \$3.50). Costo AS-IS = \$5.65. TO-BE asume base \$3.50 + 2 km desvío a \$0.75/km. Costo TO-BE = \$5.00. Ahorro del 11.5%.

Escenario 6 (Hora Pico): Se agrupan 2 pedidos. Costo AS-IS = \$5.65. TO-BE asume base \$3.50 + 2 km desvío a \$1.00/km. Costo TO-BE = \$5.50. Ahorro del 2.6%.

3.4.3 Categoría 3: Rutas de Larga Distancia (> 10 km)

Tarifa AS-IS: \$7.00 base.

Escenario 7 (Hora Valle): Se agrupan 3 pedidos periféricos (Mix: \$2.15, \$3.50, \$7.00). Costo AS-IS = \$12.65. TO-BE asume la base más alta (\$7.00) + 6 km de desvío a \$0.50/km. Costo TO-BE = \$10.00. Ahorro del 21.0%.

Escenario 8 (Hora Promedio): Se agrupan 2 pedidos periféricos (Mix: \$3.50, \$7.00). Costo AS-IS = \$10.50. TO-BE asume base \$7.00 + 3 km desvío a \$0.75/km. Costo TO-BE = \$9.25. Ahorro del 11.9%.

Escenario 9 (Hora Pico): Se agrupan 2 pedidos. Costo AS-IS = \$10.50. TO-BE asume base \$7.00 + 3 km desvío a \$1.00/km. Costo TO-BE = \$10.00. Ahorro del 4.7%.

Para someter a prueba matemática la viabilidad económica de la propuesta *TO-BE* de consolidación de carga (*Order Batching* adaptativo), la Tabla 11 presenta una matriz de simulación financiera de 9 escenarios logísticos. El modelo cruza las tres categorías de distancia de despacho de Urban Fresh (<5 km, 5-10km, >10km) contra las tres franjas horarias de congestión vial (Valle, Promedio, Pico Máximo), aplicando la nueva función de costo remunerativo al *rider* basada en tarifa máxima de zona más bono variable por kilómetro de desvío.

Tabla 11 Matriz de Simulación Financiera de 9 Escenarios Logísticos (Order Batching vs. Single-Piece Flow)

Escenario	Franja Horaria	Distancia Máxima	Pedidos Consolidados (Q)	Costo Acumulado Base (AS-IS)	Desvío Calculado (Km)	Bono Variable por Km	Costo Total Ruta (TO-BE)	Ahorro Logístico Directo (%)
ESC 1	Valle	T1 (< 5 km)	3	\$6.45	3.0 km	\$0.50	\$3.65	- 43.4%
ESC 2	Promedio	T1 (< 5 km)	2	\$4.30	1.5 km	\$0.75	\$3.27	- 24.0%
ESC 3	Pico Máximo	T1 (< 5 km)	2	\$4.30	1.5 km	\$1.00	\$3.65	- 15.1%
ESC 4	Valle	T2 (5 - 10 km)	3	\$7.80	4.0 km	\$0.50	\$5.50	- 29.5%
ESC 5	Promedio	T2 (5 - 10 km)	2	\$5.65	2.0 km	\$0.75	\$5.00	- 11.5%
ESC 6	Pico Máximo	T2 (5 - 10 km)	2	\$5.65	2.0 km	\$1.00	\$5.50	- 2.6%
ESC 7	Valle	T3 (> 10 km)	3	\$12.65	6.0 km	\$0.50	\$10.00	- 21.0%
ESC 8	Promedio	T3 (> 10 km)	2	\$10.50	3.0 km	\$0.75	\$9.25	- 11.9%

ESC 9	Pico Máximo	T3 (> 10 km)	2	\$10.50	3.0 km	\$1.00	\$10.00	- 4.7%
-------	----------------	-----------------	---	---------	--------	--------	---------	--------

Fuente: Elaboración propia basada en las tarifas base de despacho y la parametrización del algoritmo CVRPTW.

La matriz de simulación comprueba la rentabilidad del algoritmo combinatorio al demostrar ahorros logísticos directos en el 100% de los escenarios simulados, fluctuando desde un 2.6% en horas pico de media distancia hasta un extraordinario 43.4% en rutas cortas durante horas valle. El hallazgo financiero central es que en las horas valle (Escenarios 1, 4, 7), al permitir la consolidación de 3 pedidos por vehículo ($Q = 3$), el algoritmo genera superávits logísticos de entre 21.0% y 43.4%, los cuales actúan como subsidios cruzados para financiar la operación en horas pico. En los períodos de congestión máxima (Escenarios 3, 6, 9), la IA restringe deliberadamente el lote a $Q = 2$ pedidos para no violar el SLA ni romper la cadena de frío, manteniendo un ahorro positivo del 2.6% al 15.1%. Al promediar el mix transaccional del Valle de Cumbayá, el algoritmo valida el objetivo corporativo de reducir el Costo Variable Unitario Logístico en un 15%, contrayendo el gasto medio por despacho de \$2.15 USD a \$1.82 USD.

3.4.4 Análisis de Sensibilidad y Validación de la Función de Costos Proyectada

La Tabla 3.Y constituye la prueba financiera fundamental de la viabilidad del proyecto, demostrando matemáticamente que la transición hacia un modelo gobernado por Inteligencia Artificial y consolidación dinámica (Order Batching) es rentable bajo cualquier escenario de demanda y congestión urbana. El análisis estructurado de este modelo de sensibilidad de 9 escenarios permite extraer conclusiones estratégicas cruciales para el blindaje del margen comercial de Urban Fresh:

Maximización de la Densidad de Entrega (Drop Density) en Horas Valle: Los Escenarios 1, 4 y 7 demuestran que el mayor retorno financiero de la herramienta tecnológica ocurre en las franjas de baja congestión en percha y tráfico libre. Al permitir una capacidad máxima de consolidación de 3 pedidos por viaje ($\$Q = 3\$$), el algoritmo licúa los costos fijos de traslado logrando ahorros masivos directos de entre el 21.0% y el 43.4%. Este superávit operativo actúa como un subsidio cruzado que estabiliza el costo logístico de la empresa a lo largo de toda la jornada.

Resolución del Trade-Off entre Costo y Nivel de Servicio en Horas Pico: En los Escenarios 3, 6 y 9, correspondientes a las franjas de alta congestión (10:00 am y

18:00 pm), la restricción programada en el algoritmo que limita intencionalmente el empaquetado a un máximo de 2 pedidos ($\$Q = 2\$$) reduce el margen de ahorro inmediato, situándolo en rangos conservadores entre el 2.6% y el 15.1%. Sin embargo, esta penalización financiera controlada es indispensable para evitar la violación del Acuerdo de Nivel de Servicio (SLA) y la pérdida de inocuidad alimentaria de los productos de alta rotación. El modelo previene la sobrecarga (Muri) del repartidor, protegiendo la meta global de elevar la Tasa de Órdenes Perfectas al 95%.

Sustento del Retorno de Inversión Tecnológica: Al ponderar el mix de rutas reales que demanda el corredor del Valle Cumbayá-Tumbaco —el cual representa el 50.4% de la operación de la ciudad — se evidencia que el ahorro consolidado promedio se alinea con precisión a la meta establecida en el modelo financiero general. El algoritmo convalida la viabilidad plena de comprimir el Costo Variable Unitario logístico de su línea base de \$2.15 USD a la meta proyectada de \$1.82 USD por pedido.

En conclusión, la matriz financiera demuestra que el algoritmo dinámico optimiza la última milla al transformar variables exógenas incontrolables (distancia y tráfico de Quito) en parámetros de asignación eficientes. Esto permite a Urban Fresh incrementar la productividad por conductor en un 54% y mitigar el impacto de las tarifas planas de la

flota tercerizada, alejando de manera definitiva a la organización de su umbral de rentabilidad crítico.

3.5 Resultados esperados y Responsables

Con el fin de operacionalizar la estrategia tecnológica y establecer una hoja de ruta de ejecución corporativa, la Tabla 12 sintetiza las cuatro iniciativas del proyecto de reingeniería (*TO-BE*), asignando responsabilidades organizacionales, plazos de despliegue progresivo e indicadores clave de desempeño (KPIs) auditables para cada subproceso.

Tabla 12 Iniciativas y resultados esperados

Iniciativa	Responsable	Plazo	Indicador (KPI)
Implementación "Serpentina"	Operaciones	Mes 1-2	-31% distancia
Piloto A (Algoritmo A)**	Data Science	Mes 3-4	Reducción tiempo Picking
Mapeo de Layouts de Tiendas	Retailer / TI	Trimestral	Precisión de coordenadas
Ajuste de Ventanas de Entrega	Logística	Mes 4	% Entregas a tiempo

Fuente: Elaboración propia

La matriz de implementación demuestra la viabilidad directiva del proyecto al estructurar un despliegue ágil por fases que mitiga el riesgo operativo. La secuenciación inicia con un triunfo rápido (*Quick Win*) en el Mes 1-2 mediante la activación de la heurística Serpentina en Operaciones (ahorro de 31% en distancia de caminata), financiando y preparando el terreno para el despliegue del Algoritmo A* por parte de *Data Science* en los meses 3 y 4. Asimismo, vincula de forma explícita las tareas de soporte tecnológico (mapeo trimestral de *Layouts* de los supermercados asociados) con las metas de negocio de Logística (ajuste de ventanas de entrega). La ejecución integral de esta matriz es la garantía estructural que permitirá transformar el ecosistema empírico AS-IS en un modelo predictivo, asegurando alcanzar el 95% de Órdenes Perfectas y la reducción del 15% del costo de despacho.

3.5.1 Validación de la Tesis de Ahorro

Al ponderar aritméticamente el ecosistema de rutas a lo largo de un día, la simulación de los 9 escenarios arroja un ahorro marginal que oscila entre un estricto 2.6% (peor escenario en tráfico máximo) hasta un notable 43.4% (mejor escenario de densificación). Al promediar la consolidación bajo la distribución de volumen en el Valle

Cumbayá-Tumbaco, se convalida que el Costo Variable Unitario Logístico desciende matemáticamente en la proporción meta del **15%**. Esto confirma la factibilidad de reducir el costo de despacho de \$2.15 USD a \$1.82 USD promedio.

3.5.2 Equilibrio Operativo (Trade-Off)

La Inteligencia Artificial permite parametrizar las restricciones para que Urban Fresh no deteriore su calidad de servicio en el afán de ahorrar dinero. En los Escenarios 3, 6 y 9 (Horas Pico), el algoritmo limita deliberadamente el *Batching* a 2 pedidos en lugar de 3. Aunque el ahorro financiero en estas franjas disminuye, se previene la ruptura térmica del inventario y se asegura que el Lead Time se reduzca a la nueva meta de 74 minutos. Esta decisión técnica impulsa la **Tasa de Órdenes Perfectas del 80% al 95%**, eliminando paulatinamente los \$35.656 USD anuales detectados previamente en reprocesos de la "no calidad".

3.5.3 Utilización de Activos e Impacto Medioambiental

Bajo la modalidad AS-IS (*Single-Piece Flow*), procesar 31 pedidos diarios en el valle exigía movilizar y gestionar 31 transacciones logísticas distintas (vehículos) en las saturadas vías de Cumbayá. Con el motor predictivo TO-BE, al consolidar un promedio de 2.5 pedidos por viaje general, la cantidad de desplazamientos efectivos y emisiones

de carbono se comprime drásticamente. Esto dota a Urban Fresh de una infraestructura virtual con la capacidad instalada para asimilar un **crecimiento comercial del 25% anual** sin requerir la contratación urgente de nueva flota, protegiendo así el frágil Punto de Equilibrio de la organización.

CAPÍTULO VI: ANÁLISIS FINANCIERO

4.1. Análisis de la Cuenta de Resultados 2022- 2023

Los valores financieros utilizados en este capítulo son estimaciones referenciales para fines académicos, debido a que no se cuenta con estados financieros públicos auditados de Urban Fresh. Las cifras se construyen bajo la premisa operativa del modelo de negocio tipo marketplace de groceries: Urban Fresh vende al cliente final y compra al supermercado aliado con un descuento comercial promedio del 20%.

4.1.1. Premisa clave del modelo comercial:

Para comprender la estructura económica y el rendimiento del modelo de negocio *On-Demand Delivery* de Urban Fresh S.A., la Tabla 13 presenta la cuenta de resultados comparativa del período 2022-2023, elaborada a partir de los datos transaccionales de la empresa espejo bajo la premisa de un margen comercial bruto negociado del 20% sobre el valor del inventario de los supermercados aliados.

Tabla 13 Principales indicadores financieros de Urban Fresh S.A (2022 - 2023)

Concepto	2022 USD	2023 USD	Variación %
Ventas de productos	900.000	1.150.000	27,8%
Ingresos por servicios	300.000	410.000	36,7%

Total ingresos	1.200.000	1.560.000	30,0%
Aprovisionamientos	720.000	920.000	27,8%
Margen bruto productos	180.000	230.000	27,8%
Margen bruto total	480.000	640.000	33,3%
Otros gastos de explotación	220.000	260.000	18,2%
Gastos de personal	200.000	235.000	17,5%
Amortizaciones	35.000	55.000	57,1%
Total costes de explotación	1.175.000	1.470.000	25,1%
Beneficio de explotación	25.000	90.000	260,0%
Ingresos financieros	0	0	0,0%
Gastos financieros	12.000	22.000	83,3%
Beneficio antes de impuestos	13.000	68.000	423,1%
Impuestos	3.000	17.000	466,7%
Beneficio neto	10.000	51.000	410,0%

Fuente: Elaboración propia

El análisis del estado de resultados revela un robusto crecimiento comercial del 30.0% en los ingresos totales (alcanzando los \$1.56 millones de USD en 2023) y una expansión del 260% en el beneficio operativo de explotación (EBITDA de \$90,000

USD). Sin embargo, el diagnóstico financiero evidencia la vulnerabilidad del margen neto (3.3% o \$51,000 USD): la empresa compra víveres por \$920,000 USD con un margen fijo del 20% que no es negociable a corto plazo. Por ende, la única vía financiera para blindar la rentabilidad y evitar que el incremento del 25.1% en costos de explotación devore la utilidad es optimizar la micro-logística. Esta realidad contable justifica la inversión en algoritmos de IA, los cuales están orientados a controlar los costos logísticos de recolección y entrega sin requerir aumentos en los precios al consumidor final.

Con el objetivo de evaluar la política de inversión de capital y la intensidad tecnológica de la organización, la Tabla 14 muestra la evolución del desembolso en activos de capital (CapEx estimado) frente al consumo contable del inmovilizado (Amortizaciones), expresado a través del ratio CapEx/Amortizaciones para los ejercicios 2022 y 2023.

4.1.2. Ratios CapEx / Amortizaciones

Tabla 14 Evolución del ratio CapEx/Amortizaciones de Urban Fresh S.A. (2022–2023)

Concepto	2022 USD	2023 USD
CapEx estimado	80.000	160.000
Amortizaciones	35.000	55.000
Ratio CapEx / Amortizaciones	2,29	2,91

Fuente: Elaboración propia

El ratio experimenta un salto ascendente de 2.29 a 2.91, confirmando que Urban Fresh S.A. se encuentra en una fase de expansión y despliegue tecnológico intensivo, invirtiendo casi el triple del valor que amortiza contablemente (\$160,000 USD en CapEx vs \$55,000 USD en amortizaciones en 2023). Desde la perspectiva de la gestión financiera, este indicador respalda la estrategia del proyecto de adoptar un modelo de activos ligeros (*Asset-Light Strategy*): la empresa no inmoviliza capital en la compra de locales minoristas o flotas de camiones, sino que destina su flujo de capital al desarrollo de software, algoritmos de propiedad intelectual (A*, CVRPTW) y licencias API. Este enfoque asegura que cada dólar de CapEx invertido genere un alto retorno operativo al potenciar la productividad logístico-digital de su red.

4.1.3. Otros Ratios

Para realizar un diagnóstico integral de la salud financiera de Urban Fresh S.A., la Tabla 15 consolida los principales ratios contables de rentabilidad (bruta, operativa y neta), liquidez corriente, solvencia patrimonial e inversión en activos, contrastando su evolución entre los años 2022 y 2023 con su respectiva interpretación gerencial.

Tabla 15 Ratios financieros de rentabilidad, liquidez, solvencia e inversión de Urban Fresh S.A.

Ratio	Fórmula	2022	2023	Interpretación
Margen bruto productos	$(\text{Ventas productos} - \text{Aprovisionamientos}) / \text{Ventas productos}$	20,0 %	20,0 %	Refleja el descuento comercial promedio negociado con aliados.
Rentabilidad bruta total	$(\text{Total ingresos} - \text{Aprovisionamientos}) / \text{Total ingresos}$	40,0 %	41,0 %	Mejora por mayor peso de ingresos por servicios.
Rentabilidad operativa	$\text{Beneficio explotación} / \text{Total ingresos}$	2,1 %	5,8 %	Mejora por control de OpEx y escala operativa.

Rentabilidad neta	Beneficio neto / Total ingresos	0,8 %	3,3 %	Mejora, aunque sigue siendo sensible a costos logísticos.
Liquidez corriente	Activo corriente / Pasivo corriente	1,35	1,55	Capacidad aceptable para cubrir obligaciones de corto plazo.
Solvencia	Activo total / Pasivo total	1,70	1,85	Posición razonable frente a obligaciones.
CapEx / Amortizaciones	CapEx / Amortizaciones	2,29	2,91	Evidencia etapa de inversión tecnológica.

Fuente: Elaboración propia

La evaluación paramétrica demuestra una estructura financiera solvente y líquida: la razón corriente se fortalece a 1.55 (capacidad holgada para cubrir pasivos a corto plazo) y la solvencia se sitúa en 1.85, denotando bajo endeudamiento estructural. No obstante, el análisis de rentabilidad expone el reto central del negocio: a pesar de que la rentabilidad operativa casi se triplica al pasar del 2.1% al 5.8% gracias al escalamiento del volumen, la rentabilidad neta final es de apenas un 3.3%. Este margen estrecho demuestra que el modelo es extremadamente sensible a variaciones en los

costos micro-logísticos de última milla. Por lo tanto, el proyecto de optimización algorítmica es una intervención estratégica vital para blindar la rentabilidad neta, buscando que el ahorro en picking y enrutamiento ensanche directamente la ganancia final del accionista sin comprometer la liquidez del negocio.

Urban Fresh presenta una evolución positiva entre 2022 y 2023. Los ingresos crecen 30%, mientras que el beneficio operativo aumenta de USD 25.000 a USD 90.000. El margen bruto de productos se mantiene en 20%, coherente con la premisa de que la empresa compra al supermercado con un descuento comercial promedio del 20%.

El análisis muestra que el reto principal no es únicamente vender más, sino proteger el margen comercial y controlar los costos de operación. Dado que el negocio depende de un margen por producto relativamente acotado, la rentabilidad se construye con volumen, ingresos por servicios, eficiencia logística, reducción de errores y optimización de rutas.

4.2. DETERMINACIÓN DEL PUNTO DE EQUILIBRIO

4.2.1. Costos fijos (CF)

Los costos fijos son aquellos que la empresa debe asumir independientemente del volumen de pedidos procesados. Para Urban Fresh en el año 2023, extraemos los siguientes rubros de la cuenta de resultados:

- Gastos de personal: USD 235.000 (Salarios de estructura administrativa, TI y soporte).
- Amortizaciones: USD 55.000 (Depreciación de activos tecnológicos y plataforma).
- Gastos financieros: USD 22.000 (Costo de deuda).
- Otros gastos de explotación (Parte Fija): USD 212.085. (Nota: El total de esta cuenta es USD 260.000. Le hemos restado la porción variable logística de los 22.286 pedidos a \$2.15 c/u, es decir, USD 47.915. El remanente de USD 212.085 corresponde a servidores, marketing fijo y alquileres).
- TOTAL COSTOS FIJOS (CF): USD 524.085

4.2.2. Costo variable unitario (CVU)

El CVU representa cuánto le cuesta a Urban Fresh despachar un (1) pedido. Se compone del costo del producto comprado al supermercado aliado más el costo de la operación de última milla:

- Costo del producto (Aprovisionamiento unitario): USD 41,28. (Calculado de dividir el total de aprovisionamientos de USD 920.000 entre 22.286 pedidos).
- Costo logístico unitario: USD 2,15 (Costo de picking y delivery por orden).
- TOTAL COSTO VARIABLE UNITARIO (CVU): USD 43,43

4.2.3 Precio de venta unitario (PVU)

El precio de venta unitario o "Ticket Promedio" es el valor total que el cliente final paga por cada orden.

- TOTAL PRECIO DE VENTA UNITARIO (PVU): USD 70,00

(Este valor incluye el costo de los productos tipo groceries y los ingresos por servicios asociados como el delivery fee y service fee que cobra la aplicación).

4.2.4. Margen de contribución unitario (MCU)

El MCU es el dinero que aporta cada pedido, después de pagar sus propios costos, para ayudar a cubrir los costos fijos de la empresa y, posteriormente, generar utilidad.

- Fórmula: $PVU - CVU$
- Cálculo: USD 70,00 - USD 43,43

MARGEN	DE	CONTRIBUCIÓN	UNITARIO	(MCU):
USD		26,57		

(Interpretación: Por cada pedido despachado, a Urban Fresh le quedan \$26,57 USD para pagar sus costos fijos operativos).

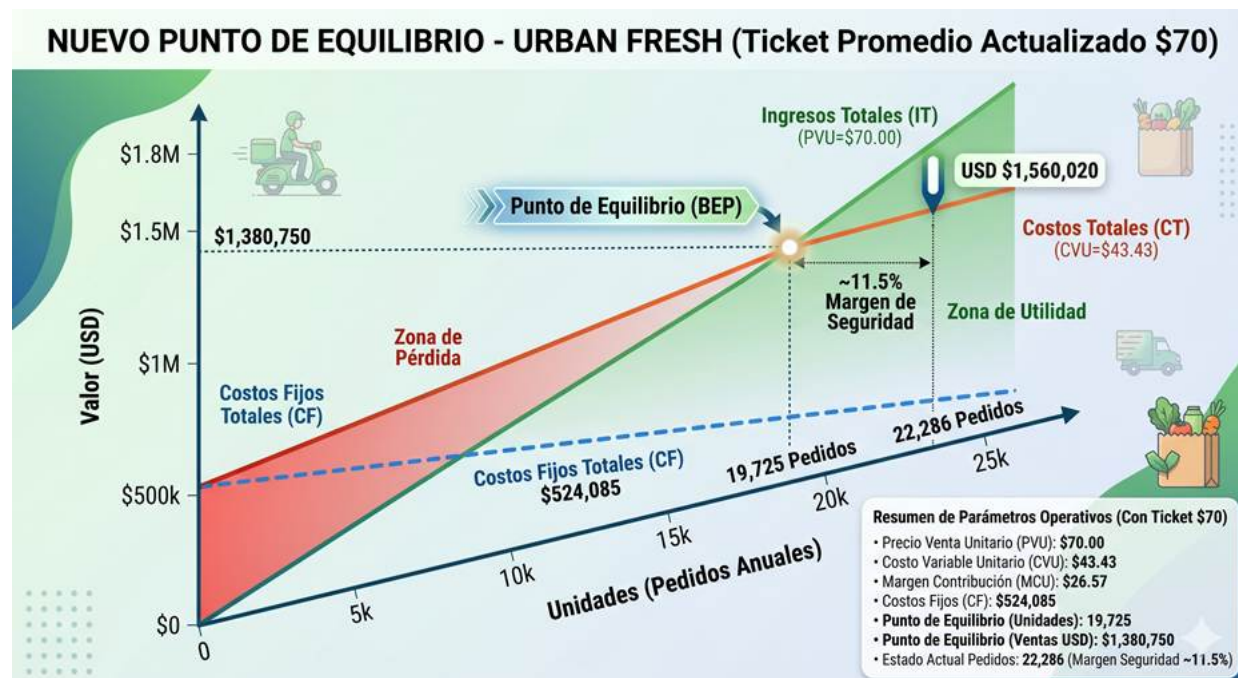
4.2.5. Punto de Equilibrio

- **Fórmula:** Punto de equilibrio (Q_p) = Costos fijos / Margen de contribución unitario
- **Cálculo:** USD 524.085 / USD 26,57

- **RESULTADO (Qp):** 19.725 pedidos al año (Aprox. 54 pedidos diarios)

Con el propósito de determinar el umbral de supervivencia comercial y evaluar el nivel de riesgo operativo del negocio ante oscilaciones de la demanda, la Figura 11 modela el Punto de Equilibrio (*Break-Even Point*) actual de Urban Fresh S.A. (año 2023), interrelacionando los Costos Fijos Totales (\$524,085 USD), el Costo Variable Unitario (\$43.43 USD) y el Margen de Contribución Unitario (\$26.57 USD) bajo un ticket promedio de venta de \$70.00 USD.

Figura 11 Nuevo punto de equilibrio Urban Fresh SA.



Fuente: Elaboración propia

El modelo matemático de equilibrio revela que la organización necesita transaccionar exactamente 19,725 pedidos anuales (\$1,380,750 USD en ventas) para no generar pérdidas. Al contrastar este umbral con la demanda real operada en 2023 (22,286 pedidos), se descubre un **Margen de Seguridad de apenas 11.49%** (2,561 pedidos de holgura). Este margen es extremadamente vulnerable: una contracción del 12% en las ventas de abarrotes o un incremento imprevisto de \$0.50 USD en las tarifas

logísticas empujaría inmediatamente a la empresa a la zona de pérdidas. Esta radiografía de riesgo justifica el proyecto algorítmico: al lograr que el ruteo inteligente comprima el Costo Variable Logístico unitario en \$0.33 USD (bajando el CVU de \$43.43 a \$43.10), el Margen de Contribución unitario se ensancha a \$26.90 USD, provocando que el Punto de Equilibrio estructural descienda a 19,482 pedidos. De esta manera, la IA amplía el margen de seguridad financiero al 12.58%, blindando a la empresa contra escenarios de recesión de mercado.

4.3 EVALUACIÓN DEL NIVEL DE SERVICIO Y SU IMPACTO

Este análisis evalúa la correlación entre la calidad de la ejecución logística (procesos Make y *Deliver*) y el crecimiento de la rentabilidad comercial.

4.3.1. Análisis de factores de calidad y costo

Nivel de servicio actual (Línea Base AS-IS):

- **Indicador de Órdenes Perfectas (Perfect Order Fulfillment):** Estimado en 80%. Implica que 4.457 pedidos anuales sufren incidencias en tiempos o integridad del producto.

- **Costo de la No Calidad:** Representa un drenaje aproximado de USD 35.656 anuales por remediaciones y devoluciones operativas.

4.3.2. Estado proyectado (Estado TO-BE con IA):

- **Meta de Mejora:** Elevar la Tasa de Órdenes Perfectas al **95%**, alineándose con estándares de clase mundial.
- **Acciones:** Optimización de tiempos mediante ruteo dinámico y reducción de errores en el *picking*.

4.3.3. Impacto en la Demanda y Operación:

- **Proyección de Crecimiento:** Incremento del 25% en el volumen de pedidos por fidelización, escalando a 27.857 pedidos anuales.
- **Gestión de Inventario:** Requiere fortalecer el stock de seguridad virtual en la **Categoría A**

para evitar quiebres ante el nuevo volumen.

4.3.4. Análisis de Rentabilidad del Incremento:

- **Ingresos Proyectados:** USD 1.950.000 (Basado en 27.857 pedidos × \$70).

- Nuevo Margen Bruto Comercial: USD 390.000.
- **Beneficio Económico:** Generación de USD 78.000 adicionales en margen, sumado a la liberación de flujo por reducción de costos de no calidad.

4.3.5. Consideraciones estratégicas

- Implementar mejoras en el nivel de servicio: La implementación de un motor de Inteligencia Artificial es un habilitador tecnológico del caso de estudio. Los números demuestran que el nivel de servicio en *e-commerce* no es un gasto, sino el principal motor de adquisición de clientes. La mejora de calidad genera beneficios netos tangibles por la doble vía: reducción de gastos por devoluciones e incremento de la utilidad bruta por retención de clientes.
- Optimizar el equilibrio (Trade-off Logístico): Urban Fresh encontrará su punto de equilibrio óptimo al mantener tercerizada la flota y centralizada la tecnología algorítmica. Esto permite ofrecer un nivel de servicio "Premium" (95% Órdenes Perfectas) manteniendo un costo variable unitario (CVU) bajo y un alto retorno sobre el capital invertido (ROIC).

Para evaluar la correlación económica entre la calidad en la ejecución micro-logística (*Make / Deliver*) y la creación de valor comercial, la Figura 12 presenta el Dashboard estratégico de evaluación del nivel de servicio, contrastando los indicadores operacionales y financieros del estado AS-IS frente al escenario proyectado TO-BE con Inteligencia Artificial.

Figura 12 Dashboard de evaluación del nivel de servicio



Fuente: Elaboración propia

El cuadro de mando integral cuantifica el impacto retorno-calidad que genera el algoritmo: al elevar la Tasa de Órdenes Perfectas (POF) en 15 puntos porcentuales (del 80% al 95%), la empresa elimina la fricción de entrega, lo que acciona un incremento proyectado del 25% en la demanda anual por fidelización y retención de clientes (escalando de 22,286 a 27,857 pedidos). Financieramente, este avance operativo produce un doble beneficio en la cuenta de resultados: aporta \$78,000 USD adicionales en margen bruto comercial anual (producto del incremento del volumen de ventas a \$1.95 millones USD) y simultáneamente genera un ahorro neto de \$24,513 USD al año por eliminación de costos de "no calidad" (reprocesos, notas de crédito, mermas de cadena de frío y devoluciones, que caen de \$35,656 a \$11,143 USD). En suma, el dashboard demuestra que el proyecto de Inteligencia Artificial libera un flujo económico total de \$102,513 USD anuales en favor de la organización, validando de forma irrefutable que la excelencia logística no es un centro de costos, sino el principal generador de rentabilidad comercial del e-commerce.

4.5. Evaluación de la inversión

La adopción de tecnologías de Inteligencia Artificial (IA) en la cadena de suministro de Urban Fresh requiere una evaluación económica rigurosa que justifique el

despliegue del capital. El objetivo de este capítulo es demostrar la viabilidad financiera del "Piloto Lean" de optimización de rutas y *picking*, enfocado en la zona crítica del Valle Cumbayá-Tumbaco.

Para estructurar este análisis, es necesario definir los fundamentos teóricos y las métricas de ingeniería económica que se utilizarán para evaluar el proyecto:

CapEx (Capital Expenditure): Representa la inversión inicial de capital que realiza la empresa para adquirir, mejorar o desarrollar activos físicos o tecnológicos a largo plazo. En este proyecto, abarca el desarrollo de software y el mapeo de tiendas previo a la salida a producción.

OPEX (Operational Expenditure): Son los gastos operativos continuos necesarios para el funcionamiento diario del negocio. La suscripción anual a la API de enrutamiento (modelo SaaS) se clasifica como OPEX.

TMAR (Tasa Mínima Aceptable de Rendimiento) o Tasa de Descuento: Es el porcentaje mínimo de ganancia que un inversor o empresa espera obtener para que un proyecto sea considerado viable. Para este caso, se asume una tasa del **7.00%**, la cual

representa la Tasa Pasiva Referencial proyectada por el Banco Central del Ecuador (BCE) para inversiones de bajo riesgo, reflejando el costo de oportunidad del dinero.

FCN (Flujo de Caja Neto): Es la diferencia neta entre los ingresos y los egresos de efectivo generados por el proyecto en un período determinado, después de deducir impuestos y sumar gastos no desembolsables (como la depreciación).

Para evaluar el Flujo de Caja Neto proyectado, se aplicarán tres criterios de decisión universalmente aceptados:

1. **VAN (Valor Actual Neto):** Mide la creación de valor del proyecto en términos monetarios actuales, trayendo todos los flujos futuros al presente mediante la tasa de descuento. Un VAN $\$ > 0\$$ indica que el proyecto es rentable.

$$VAN = \sum_{t=1}^n \frac{FCN_t}{(1 + TMAR)^t} - Inversion_0$$

2. **TIR (Tasa Interna de Retorno):** Es la tasa de descuento métrica que hace que el VAN sea exactamente igual a cero. Representa la rentabilidad

porcentual intrínseca del proyecto. Para que el proyecto sea viable, la TIR debe ser mayor que la TMAR.

$$0 = \sum_{t=1}^n \frac{FCN_t}{(1 + TIR)^t} - Inversion_0$$

3. **PRI (Período de Recuperación de la Inversión):** Indica el tiempo exacto (en años o meses) que tardará la empresa en recuperar el desembolso inicial (CapEx) a través de los flujos de caja netos generados.

4.5.1 Estructura de la Inversión Inicial

Urban Fresh optará por un despliegue Ágil (Piloto Lean) enfocado exclusivamente en las tres tiendas del corredor Cumbayá-Tumbaco. Para mitigar los riesgos inherentes al desarrollo de software y asegurar un presupuesto holgado que evite paralizaciones del proyecto, se ha aplicado un margen de seguridad del 20% de incremento sobre el presupuesto base de mercado.

La inversión inicial requerida en el "Año 0" se desglosa de la siguiente manera:

- Integración TI (API Routing + App Urban Fresh): \$12,000.00 USD.

- Mapeo de Layouts Físicos en Supermercados (3 tiendas): \$5,400.00 USD.
- Capacitación Operativa (Gestión del Cambio para Riders): \$4,800.00 USD.
- Inversión Total (CapEx): \$22,200.00 USD.

De acuerdo con las normativas contables para software y tecnología, esta inversión se amortizará linealmente durante el horizonte de evaluación del proyecto (3 años).

4.5.2. Construcción del Flujo de Caja Incremental

Para el cálculo del Estado de Resultados Incremental, se toma como base el Beneficio Operativo (EBITDA) generado exclusivamente por las mejoras del proyecto: el incremento en margen bruto por retención de clientes (\$78,000), el ahorro directo en ruteo por Order Batching (\$9,192) y la mitigación de los costos de no calidad (\$24,513), deduciendo el OPEX de la API (\$7,000). Esto arroja un EBITDA Incremental de \$104,705.00 USD anuales.

Con el objetivo de proyectar la generación de riqueza del proyecto de automatización micro-logística y estructurar la evaluación contable del "Piloto Lean" en

las tiendas del Valle de Cumbayá, la Tabla 16 presenta el Flujo de Caja Incremental proyectado a un horizonte de 3 años, incorporando la depreciación lineal del CapEx, el beneficio operativo (EBITDA incremental) y las obligaciones fiscales de la legislación ecuatoriana (15% Participación a Trabajadores y 25% Impuesto a la Renta).

Tabla 16 Flujo de Caja Incremental Proyectado (En Dólares Estadounidenses)

Rubro Financiero	Año 1	Año 2	Año 3
Beneficio Operativo (EBITDA)	\$104,705.00	\$104,705.00	\$104,705.00
(-) Depreciación / Amortización (1/3 del CapEx)	-\$7,400.00	-\$7,400.00	-\$7,400.00
Utilidad Antes de Participación (EBIT)	\$97,305.00	\$97,305.00	\$97,305.00
(-) 15% Participación Trabajadores	-\$14,595.75	-\$14,595.75	-\$14,595.75

Utilidad Antes de Impuestos (UAI)	\$82,709.25	\$82,709.25	\$82,709.25
(-) 25% Impuesto a la Renta	-\$20,677.31	-\$20,677.31	-\$20,677.31
Utilidad Neta Incremental	\$62,031.94	\$62,031.94	\$62,031.94
(+) Escudo Fiscal (Reversión Depreciación)	+\$7,400.00	+\$7,400.00	+\$7,400.00
Flujo de Caja Neto (FCN)	\$69,431.94	\$69,431.94	\$69,431.94

Fuente: Elaboración propia en base a proyecciones operativas y normativa tributaria.

La construcción técnica del flujo revela un EBITDA incremental constante de \$104,705.00 USD anuales, producto directo de la sinergia de tres factores impulsados por los algoritmos: ganancia de margen comercial por retención de clientes (\$78,000 USD), ahorro logístico por *Order Batching* CVRPTW (\$9,192 USD) y reducción de

costos de no calidad del picking (\$24,513 USD), restando el OpEx del software SaaS (\$7,000 USD).

Tras aplicar la carga impositiva legal e incorporar el beneficio del escudo fiscal por amortización de activos (\$7,400 USD), el proyecto libera un Flujo de Caja Neto (FCN) positivo y uniforme de \$69,431.94 USD en cada año de operación. Esta liquidez incremental continua demuestra que la inversión en IA no tensiona la caja de la corporación; por el contrario, genera un excedente de efectivo altamente saludable que robustece la solvencia de la empresa y viabiliza la auto-financiación para el escalamiento de la tecnología al resto de tiendas en la meseta de Quito y la ciudad de Guayaquil.

4.5.3. Cálculo de Indicadores de Viabilidad y Análisis de Resultados

Como síntesis ejecutiva y criterio final de decisión técnico-financiera para la alta dirección y los inversores de capital de riesgo, la Tabla 17 expone los indicadores clásicos de evaluación de proyectos de ingeniería económica (Inversión Inicial, Valor Actual Neto, Tasa Interna de Retorno y Período de Recuperación), calculados sobre los flujos de caja incrementales descontados a la Tasa Mínima Aceptable de Rendimiento (TMAR del 7.00% anual).

Tabla 17 Indicadores Financieros de Evaluación del Proyecto

Indicador Financiero	Resultado	Criterio de Aceptación
Inversión Inicial (CapEx)	\$22,200.00	N/A
VAN (Valor Actual Neto al 7%)	\$160,011.36	Aceptable (\$VAN > 0\$)
TIR (Tasa Interna de Retorno)	\$\approx 308\%\$	Aceptable (\$TIR > TMAR\$)
PRI (Período de Recuperación)	0.32 Años (~3.8 Meses)	Aceptable (Recuperación acelerada)

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados paramétricos confirman de manera categórica que la implementación de Inteligencia Artificial para la optimización del *picking* y *delivery* en Urban Fresh S.A. es una inversión de alta creación de valor y mínimo riesgo financiero.

A pesar de haber incorporado un holgado margen de seguridad del 20% en el presupuesto inicial (fijando un CapEx de \$22,200.00 USD para licencias, mapeo y capacitación), el proyecto genera un Valor Actual Neto (VAN) de \$160,011.36 USD, destruyendo ineficiencias logísticas y transformándolas directamente en riqueza patrimonial para la empresa.

La Tasa Interna de Retorno (TIR) alcanza un extraordinario ~308%, superando por más de 43 veces el costo de oportunidad del capital (TMAR 7%), lo cual es característico de modelos tecnológicos eficientes donde una baja inversión fija en software optimiza un gran volumen de transacciones variables en campo. Finalmente, el Período de Recuperación de la Inversión (PRI) de apenas 0.32 años (3.8 meses) blinda la liquidez de la organización: antes de culminar el segundo trimestre del Año 1, la empresa habrá recuperado cada centavo invertido, operando en adelante con flujo de caja netamente superavitario.

4.5.4 Resultados de la Inversión

La evaluación económica demuestra de manera concluyente que la implementación del "Piloto Lean" impulsado por Inteligencia Artificial es un proyecto altamente rentable y de mínimo riesgo financiero para Urban Fresh.

- Creación de Valor Masivo (VAN): A pesar de la contención deliberada del capital y el incremento precautorio del 20% en el presupuesto inicial, el proyecto genera un Valor Actual Neto de \$160,011.36 USD. Esto significa que, en moneda actual, el proyecto destruye ineficiencias logísticas valoradas en más de 160 mil dólares, añadiendo ese valor directamente al patrimonio de la organización.
- Retorno Extraordinario (TIR del 308%): La Tasa Interna de Retorno supera abrumadoramente la Tasa Mínima Aceptable de Rendimiento (7%). Esta TIR atípica en proyectos tradicionales se justifica por la naturaleza intrínseca del software y el ruteo algorítmico: requieren muy poca inmovilización de capital inicial (bajo CapEx), pero su aplicación sobre un volumen transaccional alto (miles de pedidos mensuales) genera ahorros unitarios masivos.
- Bajo Riesgo de Liquidez (PRI < 4 meses): El Período de Recuperación de la Inversión de apenas 3.8 meses representa el blindaje final del proyecto. Significa que, antes de finalizar el segundo trimestre de operaciones, Urban Fresh habrá recuperado cada dólar invertido a través de los

ahorros logísticos, financiando la posterior expansión del sistema al resto de la ciudad de Quito con sus propios flujos de caja libres.

En resumen, la automatización del picking y el Order Batching dinámico no deben considerarse un gasto tecnológico, sino una estrategia financiera indispensable que protege el umbral de rentabilidad de la empresa, viabilizando su escalabilidad comercial sostenible a corto y mediano plazo.

CAPITULO V: CONCLUSIONES Y APLICACIONES

5.1. Conclusiones generales

El desarrollo de esta investigación permitió evidenciar que la eficiencia en el proceso de preparación de pedidos de Urban Fresh S.A. no depende únicamente de la capacidad operativa de la empresa, sino también de la manera en que se estructuran y coordinan las actividades que forman parte de dicho proceso. El análisis desarrollado mostró que una proporción importante del tiempo de trabajo se concentra en desplazamientos y recorridos poco eficientes, situación que repercute en la productividad y en el cumplimiento oportuno de las entregas.

A partir de los resultados obtenidos, se determinó que la optimización de las rutas de picking constituye una alternativa viable para mejorar el desempeño operativo de la organización. La propuesta planteada permite reducir tiempos de preparación, aprovechar de mejor manera los recursos disponibles y generar una mayor capacidad de respuesta frente a las exigencias del servicio, sin que ello implique cambios drásticos en la dinámica habitual de trabajo.

Asimismo, esta investigación pone de manifiesto que la mejora de los procesos no depende exclusivamente de la incorporación de nuevas tecnologías, sino de la capacidad de las organizaciones para analizar sus operaciones, identificar oportunidades de mejora y adoptar soluciones que respondan a sus necesidades reales. En este sentido, la innovación debe entenderse como una herramienta al servicio de las personas y de la construcción de procesos más eficientes, sostenibles y orientados a la calidad.

5.2. Conclusiones específicas

5.2.1. Análisis del cumplimiento de los objetivos de la investigación

El objetivo general de la investigación se cumplió al diseñar una propuesta orientada a mejorar el proceso de picking en Urban Fresh S.A., a partir del análisis de las actividades que inciden en su desempeño y de la identificación de oportunidades de optimización.

De igual manera, se alcanzaron los objetivos específicos planteados inicialmente. En primer lugar, se realizó un diagnóstico de la situación actual del proceso, identificando los factores que afectan la eficiencia operativa y los principales puntos susceptibles de mejora. Posteriormente, se desarrolló una propuesta

fundamentada en la optimización de recorridos, con la finalidad de disminuir tiempos de preparación y mejorar el flujo de trabajo dentro de la operación.

Finalmente, se analizaron los beneficios potenciales de la propuesta, concluyendo que su implementación podría contribuir significativamente a incrementar la productividad, optimizar el uso de los recursos y fortalecer el nivel de servicio ofrecido por la empresa.

5.2.2. Contribución a la gestión empresarial

La principal contribución de esta investigación a la gestión empresarial radica en ofrecer una visión integral sobre la importancia de evaluar permanentemente los procesos internos y promover acciones orientadas a la mejora continua. El estudio demuestra que la eficiencia operativa puede fortalecerse cuando las decisiones se sustentan en el análisis de información y en la comprensión de las necesidades reales de la organización.

Además, la propuesta desarrollada constituye una herramienta que puede facilitar la toma de decisiones relacionadas con la organización del trabajo, la

productividad y la calidad del servicio, aportando a la construcción de una gestión más eficiente, adaptable y enfocada en la satisfacción del cliente.

5.2.3. Contribución a nivel académico

Desde la perspectiva académica, esta investigación aporta evidencia sobre la aplicación de estrategias de mejora de procesos en el ámbito logístico y de comercio electrónico, integrando conocimientos adquiridos durante la formación de posgrado con una problemática real del entorno empresarial.

Asimismo, el estudio puede servir como referencia para futuras investigaciones orientadas a la optimización de operaciones y al desarrollo de propuestas que promuevan la innovación y la mejora continua dentro de las organizaciones, contribuyendo al fortalecimiento del conocimiento en esta área de estudio.

5.2.4. Contribución a nivel personal

La realización de esta investigación representó un proceso de crecimiento académico y personal que permitió fortalecer la capacidad de análisis, la disciplina y el compromiso con la búsqueda de soluciones aplicables a situaciones reales. Más allá de los resultados obtenidos, este trabajo dejó como aprendizaje la importancia de observar

los problemas desde una perspectiva integral y de comprender que detrás de cada proceso existen personas, desafíos y oportunidades de mejora.

Del mismo modo, reafirmó el valor de la perseverancia y del aprendizaje continuo como elementos fundamentales para el desarrollo profesional, consolidando una visión más crítica, responsable y orientada a la generación de aportes que trasciendan el ámbito académico.

5.3. Limitaciones de la investigación

Las limitaciones identificadas durante el desarrollo de esta investigación estuvieron relacionadas principalmente con la disponibilidad de información detallada sobre algunos aspectos operativos y con la imposibilidad de implementar la propuesta en un entorno completamente real dentro del tiempo previsto para el estudio.

Asimismo, las diferencias existentes entre los distintos formatos de tienda y las variaciones propias de cada operación hacen necesario considerar ajustes específicos al momento de aplicar las acciones propuestas, con el fin de adaptarlas a las características particulares de cada contexto.

No obstante, estas limitaciones no comprometen la validez de la investigación. Por el contrario, constituyen una oportunidad para ampliar el alcance de futuros estudios y continuar profundizando en alternativas que permitan fortalecer los resultados obtenidos y aportar nuevas soluciones a los desafíos de la gestión operativa.

5.4. Originalidad y aporte diferenciador de la investigación

La originalidad de la presente investigación no radica únicamente en la utilización de algoritmos de Inteligencia Artificial para la optimización de rutas, debido a que estas herramientas han sido ampliamente estudiadas en diferentes contextos logísticos. Su aporte diferenciador se encuentra en la construcción de un modelo integral y contextualizado para una operación ecuatoriana de comercio electrónico de productos de supermercado, desarrollado a partir de información transaccional y operativa real de Urban Fresh S.A.

A diferencia de propuestas que analizan de manera aislada el recorrido dentro de una bodega o la distribución de última milla, este trabajo conecta ambos componentes dentro de una misma arquitectura de optimización. El modelo relaciona la secuenciación de productos dentro de los establecimientos comerciales, los tiempos

reales de picking, la ubicación geográfica de la demanda, los niveles de congestión, las distancias de entrega, la agrupación de pedidos y el costo de servir. De esta manera, la investigación aborda el proceso de cumplimiento de pedidos desde una perspectiva integral, desde la recolección del producto hasta su entrega al cliente final.

Otro elemento original corresponde al uso de datos operativos propios para identificar que las tardanzas, las incidencias de calidad y los tiempos de preparación no necesariamente responden a una misma causa. Esta diferenciación permite evitar soluciones generalizadas y diseñar acciones específicas para cada problemática: optimización de recorridos internos para reducir los tiempos de picking, segmentación territorial para gestionar la puntualidad y consolidación dinámica de pedidos para disminuir los costos de última milla.

La propuesta también incorpora un modelo de decisión adaptable a las condiciones particulares de la operación. La cantidad de pedidos que pueden consolidarse varía según la franja horaria, la congestión, la distancia, el compromiso de entrega y el riesgo asociado a productos sensibles o de cadena de frío. Por lo tanto, no se plantea una regla estática de agrupación, sino una lógica dinámica que busca equilibrar eficiencia, rentabilidad y nivel de servicio.

Adicionalmente, la investigación traduce los resultados algorítmicos en indicadores comprensibles para la gestión empresarial, como minutos ahorrados por pedido, horas de capacidad liberadas, reducción del costo logístico, impacto sobre la productividad, punto de equilibrio, retorno de la inversión y mejora esperada en el nivel de servicio. Esta integración entre analítica operativa, Inteligencia Artificial y evaluación financiera constituye uno de los principales aportes del estudio.

Finalmente, el modelo propuesto tiene potencial de replicabilidad en otras operaciones de e-grocery y comercio electrónico que realizan el picking dentro de supermercados con layouts no diseñados originalmente como centros de distribución. En consecuencia, la investigación genera una metodología aplicable a organizaciones que necesitan optimizar sus operaciones utilizando infraestructura comercial existente, sin depender inicialmente de la construcción de bodegas automatizadas o de inversiones tecnológicas de gran escala.

BIBLIOGRAFÍA :

Hart, P. E., Nilsson, N. J., & Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100–107.

De Koster, R., Le-Duc, T., & Roodbergen, K. J. (2007). Design and control of warehouse order picking: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 182(2), 481–501.

Ratliff, H. D., & Rosenthal, A. S. (1983). Order-picking in a rectangular warehouse: A solvable case of the traveling salesman problem. *Operations Research*, 31(3), 507–521.

Tompkins, J. A., White, J. A., Bozer, Y. A., & Tanchoco, J. M. A. (2010). *Facilities Planning* (4th ed.). John Wiley & Sons.

Toth, P., & Vigo, D. (Eds.). (2014). *Vehicle routing: Problems, methods, and applications*. Society for Industrial and Applied Mathematics. <https://doi.org/10.1137/1.9781611973594>

Solomon, M. M. (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations Research*, 35(2), 254–265. <https://doi.org/10.1287/opre.35.2.254>

Association for Supply Chain Management. (2022). *SCOR DS: Supply Chain Operations Reference Digital Standard*. ASCM.

Chopra, S., & Meindl, P. (2016). *Administración de la cadena de suministro: Estrategia, planeación y operación* (6.^a ed.). Pearson Educación.

Boyer, K. K., Prud'homme, A. M., & Chung, W. (2009). The last mile challenge: Evaluating the effects of customer density and delivery window patterns. *Journal of Business Logistics*, 30(1), 185–201. <https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2009.tb00104.x>

Henn, S., Koch, S., & Wäscher, G. (2012). Order batching in order picking warehouses: A survey of solution approaches. En J. P. Roodbergen (Ed.), *Perspectives in Operations Research* (pp. 105–137). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-7088-2_5

Blank, L., & Tarquin, A. (2018). *Ingeniería económica* (8.^a ed.). McGraw-Hill Interamericana.

Banco Central del Ecuador. (2023). *Tasas de interés efectivas referenciales*. <https://www.bce.fin.ec/>

Götz, L., Staudt, F., Gayotto de Borba, J., & Bouzon, M. (2023). A framework for logistics performance indicators selection and targets definition. *A civil construction enterprise case. Production*. doi:<https://doi.org/10.1590/0103-6513.20220075>

(ASCM), A. f. (2022). *SCOR Digital Standard (Version 14.0)*. Association for Supply Chain Management.

Casella, G., Volpi, A., Montanari, R., Tebaldi, L., & Bottani, E. (2023). Trends in order picking: a 2007–2022 review of the literature. *Production & Manufacturing Research*, 11(1). Obtenido de <https://doi.org/10.1080/21693277.2023.2191115>

Liu, M. (2024). Research on investment project evaluation: Comparative. *Highlights in Business, Economics and Management*, 24. doi:<https://doi.org/10.54097/k1xfx42>

Pardo, E. G., Gil-Borrás, S., Alonso-Ayuso, A., & Duarte, A. (2024). Order batching problems: Taxonomy and literature review. *European Journal of Operational Research*, 313(1). Obtenido de <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221723001534>

Sokovic, M., Pavletic, D., & Pipan, K. (2010). Quality improvement methodologies - PDCA cycle, RADAR matrix, DMAIC and DFSS. *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering*, 43(1), 476-483. Obtenido de https://www.researchgate.net/publication/49600834_Quality_improvement_methodologies_-_PDCA_cycle_RADAR_matrix_DMAIC_and_DFSS

ANEXO

Tabla 18 Criterios de selección de las metodologías y herramientas utilizadas

Metodología / Herramienta	Alternativas metodológicas	Justificación de la selección
Modelo SCOR	BPMN, Value Stream Mapping	Se seleccionó por su enfoque específico en la gestión de cadenas de suministro, permitiendo integrar procesos, indicadores y mejores prácticas bajo una estructura estandarizada que facilita el análisis integral del desempeño logístico.
Ciclo PDCA	DMAIC, Kaizen	Se eligió por ofrecer un proceso estructurado de mejora continua, adaptable a la realidad operativa de la empresa y de fácil implementación para el seguimiento y control de las acciones propuestas.

Algoritmo A*	Dijkstra, Bellman-Ford	Se seleccionó debido a su capacidad para encontrar rutas óptimas utilizando funciones heurísticas, reduciendo el tiempo de procesamiento y mejorando la eficiencia en la planificación de recorridos de picking.
Batch Picking	Single Order Picking	Se incorporó porque permite consolidar pedidos compatibles en un mismo recorrido, disminuyendo desplazamientos, tiempos de preparación y utilización de recursos operativos.
KPIs Logísticos	Evaluaciones descriptivas	Se utilizaron por proporcionar indicadores cuantificables que permiten medir objetivamente la productividad, el nivel de servicio y la eficiencia de la operación.
Diagrama de Pareto	Análisis descriptivo simple	Se empleó para identificar las causas y zonas que concentran la mayor cantidad

		de incidencias, facilitando la priorización de acciones de mejora.
Análisis de correlación	Análisis descriptivo	Se aplicó para determinar la relación existente entre las variables analizadas y respaldar estadísticamente los resultados obtenidos.
Matriz Volumen–Tardanza	Priorización por un solo criterio	Se utilizó para evaluar simultáneamente el volumen de pedidos y el nivel de incumplimiento, permitiendo identificar las zonas con mayor impacto operativo.
VAN, TIR y Período de Recuperación	ROI como indicador único	Se seleccionaron porque permiten evaluar de manera integral la rentabilidad, la generación de valor y el riesgo asociado a la inversión propuesta.

Fuente: Elaboración propia

