

ALGORITMO DE DETERMINACIÓN DE RUTAS BASADO EN POLITICA DE COSTO DE ENTREGA PARA CIRCUITOS CORTOS DE COMERCIALIZACIÓN

Gabriela Gaviño Ortiz y Heriberto Casarrubias Vargas.

Universidad Autónoma del Estado de México, Centro Universitario Valle de México, México

ABSTRACT

This research analyzes and designs distribution routes for short marketing circuits. This algorithm determines the route considering delivery costs based on the dispersion of locations and travel distance. Based on the optimal route generated with the Held-Karp algorithm, a sensitivity analysis (Floyd heuristic) is performed. This proposed algorithm discriminates between nodes based on node grouping using the average distance to identify costly nodes and compact the route in terms of time-distance, based on opportunity costs, to evaluate changes in the input data (nodes) and assess how they may affect the final result. In general, removing a node, results in a decrease in the total distance traveled and time; However, the opportunity cost allows the contribution to the total value of the route to be evaluated. The evaluation considers the quantities of organic vegetable baskets to be delivered in our case study.

The implementation of this algorithm in local commerce and family farming reduces operating costs for small producers and facilitates their access to markets. This not only improves economic efficiency, but also promotes sustainability and local development, providing a model for evaluating nodes in the delivery route to improve the efficiency of short marketing circuits, benefiting both producers and local consumers.

KEYWORDS: CCC (short marketing channels), model for evaluating nodes in the delivery route, sensitivity analysis (Floyd heuristic), family farming.

MSC: 90B06

RESUMEN

En esta investigación se realiza el análisis y diseño de rutas de distribución para circuitos cortos de comercialización. Este algoritmo determina la ruta considerando los costos de entrega en función de la dispersión de las localidades y distancia de recorrido. A partir de la ruta óptima generada con el algoritmo Held-Karp, se realiza el análisis de sensibilidad basado en la heurística de Floyd. En este sentido se realiza una discriminación de nodos usando técnicas de agrupamiento basadas en la distancia media. De esta forma se identifican nodos costosos y se compacta la ruta en términos de tiempo-distancia. Además, basado en los costes de oportunidad, que en nuestro caso de estudio dependen de las cantidades de canastas de hortalizas orgánicas a entregar, se evalúan los cambios en los datos de entrada (nodos) y cómo pueden afectar en el resultado final.

La implementación de este algoritmo en el comercio local y la agricultura familiar permite reducir costos operativos de pequeños productores y facilitando su acceso a los mercados. Esto no solo mejora la eficiencia económica, sino que también promueve la sostenibilidad y el desarrollo local, proporcionando una modelo para evaluación de nodos en la ruta de entrega para mejorar la eficiencia de los circuitos cortos de comercialización, beneficiando tanto a los productores como a los consumidores locales.

PALABRAS CLAVE: CCC (canales cortos de comercialización), modelo para evaluación de nodos en la ruta de entrega, análisis de sensibilidad (heurística de Floyd), agricultura familiar.

1. INTRODUCCIÓN

Los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS, 2025) constituyen un marco global orientado a reducir la desigualdad y garantizar condiciones de vida dignas en un horizonte de sostenibilidad (ONU, 2025). No obstante, en las zonas rurales de países en desarrollo habitan aproximadamente 3,400 millones de personas que, a pesar de ser responsables de una proporción significativa de la producción de alimentos, enfrentan condiciones críticas de hambre, pobreza e inseguridad alimentaria (FAO, 2013). La agricultura familiar —caracterizada por el uso limitado de tierra, capital y recursos, y basada principalmente en el trabajo doméstico— se establece como el sustento de millones de familias. En este contexto, los huertos de traspatio y agroecosistemas familiares desempeñan un papel crucial en la autosuficiencia alimentaria, siendo gestionados, en su mayoría, por mujeres, adultos mayores y niños (Sáenz Leguizamón et al., 2023).

La situación de México refleja de manera evidente esta problemática. Datos recientes muestran que la fuerza laboral agrícola está compuesta por más de 2.2 millones de personas, con un ingreso promedio de apenas \$3,730 MXN mensuales y con una marcada brecha salarial entre hombres y mujeres (Data México, 2024). Estas cifras

exponen la urgencia de mecanismos alternativos de comercialización que fortalezcan la economía rural y promuevan el acceso a mercados en condiciones más equitativas.

En este marco, los circuitos cortos de comercialización (CCC) surgen como una estrategia viable para reducir intermediarios y establecer vínculos directos entre productores y consumidores. Este modelo responde a dos demandas convergentes: por un lado, la de los consumidores, interesados en alimentos frescos, locales y orgánicos; por otro, la de los productores, que buscan precios justos, reducción de costos logísticos y mayor reconocimiento territorial y social de su labor (FAO, 2016). Según su grado de interacción, los CCC pueden clasificarse en tres modalidades: venta directa o cara a cara, proximidad espacial y canales extendidos, todos con la característica común de fortalecer la trazabilidad y la transparencia en la relación comercial.

En América Latina, las ferias y mercados locales se configuran como los espacios predominantes de intercambio para la agricultura familiar, facilitando la colocación de productos diferenciados, la construcción de confianza y el reconocimiento del origen de los alimentos (FAO, 2016). Según (Censo Agropecuario, 2022), los principales problemas de los pequeños productores son el acceso limitado a los mercados locales, la necesidad de facilitar la conexión con los mercados locales y el excesivo intermediarismo.

La implementación de canales cortos de comercialización D2C (Direct-to-Consumer) puede ayudar a resolver estos problemas, permitiendo a los productores tener un mayor control sobre el precio final y comprender mejor las necesidades del consumidor. En consecuencia, los circuitos cortos no solo constituyen una alternativa de comercialización, sino también un mecanismo para enfrentar problemáticas estructurales: ingresos insuficientes en el ámbito rural, inseguridad alimentaria y la necesidad de sistemas agroalimentarios más sostenibles.

En el primer escenario simulado, se emplea el algoritmo Held-Karp utilizando los conjuntos de datos de referencia de la biblioteca TSPLIB, con el objetivo de generar rutas críticas del benchmark. La optimización se realiza a partir de una función de decisión que combina la utilidad de la ruta y el radio de distancia, determinando la ruta óptima mediante un promedio ponderado de ambos criterios. Este escenario permite establecer una referencia base del comportamiento del modelo en condiciones controladas.

En el segundo escenario simulado, se generan 1000 conjuntos de datos sintéticos con 16 y 20 nodos destino, con el propósito de validar el desempeño y robustez del modelo propuesto. En cada simulación se aplica nuevamente el algoritmo Held-Karp para determinar las rutas de recorrido, seguido del algoritmo de Floyd para analizar los nodos agrupados y no agrupados, identificando aquellos que requieren penalización o eliminación según su contribución a la eficiencia del sistema. Esta fase experimental permite comprobar la estabilidad del modelo ante distintos contextos y configuraciones de nodos.

Finalmente, en el tercer escenario, el modelo se implementa en un caso de estudio real, correspondiente a las rutas de entrega de canastas de hortalizas solicitadas por los profesores del CU UAEM Valle de México. En este caso, se trabaja con 25 nodos destino y se toma como base a la asociación A.L.P.R. TONAEM, conformada por 27 pequeños productores, de los cuales 13 son orgánicos, ubicados en Villa del Carbón, Estado de México. Estos productores aplican prácticas agrícolas sustentables para ofrecer alimentos libres de químicos y con bajo impacto ambiental. La implementación del modelo en este contexto permite identificar nodos críticos, optimizar los costos logísticos de entrega y mejorar la eficiencia del ruteo, contribuyendo así al fortalecimiento de una cadena de distribución sostenible y económicamente eficiente para los pequeños agricultores de la región.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Bajo este contexto el problema se centra en los desafíos que enfrentan los pequeños productores del Tianguis TONAEM, para expandir su mercado considerando la eficiencia en la distribución de sus productos. Los problemas según (Censo Agropecuario, 2022) los principales problemas de los pequeños productores son:

1. Acceso limitado a los mercados locales
2. Necesidad de facilitar la conexión con los mercados locales
3. Demasiado intermediarismo

Este estudio aborda la implementación de canales cortos de comercialización, específicamente mediante la entrega directa al consumidor (D2C), eliminando intermediarios entre productor y cliente final. Esta estrategia permite a los productores comprender mejor las necesidades del consumidor y tener mayor control sobre el precio final de sus productos.

En este caso de estudio, se trabaja como clientes potenciales a los profesores del Centro Universitario UAEM Valle de México y, en función de sus domicilios, se diseña un modelo de ruteo eficiente para la entrega de pedidos. El objetivo es reducir tiempos de entrega, minimizar costos logísticos y optimizar recursos operativos. Con base en los registros disponibles, se identificó un total de 15 clientes regulares, y se realizan entre 20 y 25 entregas de canastas de hortalizas. Las entregas cubren zonas específicas: Nicolás Romero, Atizapán de

Zaragoza, Naucalpan de Juárez, Cuautitlán Izcalli, Tlalnepantla y Ciudad López Mateos, partiendo siempre desde el CU UAEM Valle de México, como se presenta en la siguiente Tabla (1).

Municipio	Naucalpan de Juárez	Cuautitlán Izcalli	Nicolás Romero	Tlalnepantla	Atizapán	Cdad. López Mateos
Colonias	- Lomas Verdes - 5A SECC - Fuentes de Satélite - Paseo de Echegaray	- Laguna La Piedad - Bosques del Lago	- Fuentes San José - Campestre Liberación.	- Valle Ceylan - Jacarandas	- Lomas de Atizapán - México Nuevo	- Residencial Calacoaya - Lomas Lindas - Fraccionamiento Real del Pedregal - Boulevard Universitario

Tabla 1 Entrega de canastas de hortalizas a los nodos.
Elaboración propia, CU UAEM Valle de México, 2024.

En este trabajo, la distribución comenzará desde el punto de recogida, que será el Centro Universitario. Desde allí, se llevará a cabo una distribución directa al consumidor (D2C) hacia cada uno de los clientes mencionados en la tabla (1). Estos clientes son profesores del Centro Universitario Valle de México, quienes serán el punto de partida para el análisis de este sistema de distribución. En la siguiente tabla (2) se muestran las ubicaciones (o nodos) y el número de canastas solicitadas, representando un total de 20 a 25 canastas.

ID	CLIENTE	MUNICIPIO	CANTIDAD
1	Fuentes San José	Nicolás Romero	2
2	Fraccionamiento Real del Pedregal	Cdad. López Mateos	2
3	Campestre Liberación	Nicolas Romero	5
4	Bosques del Lago	Cuautitlán Izcalli	2
5	Lago de Zirahuen	Cuautitlán Izcalli	2
6	Lomas Lindas	Cdad. López Mateos	3
7	México Nuevo	Atizapán	2
8	Lomas de Atizapán	Atizapán	2
9	Jacarandas	Tlalnepantla	3
10	Residencial Calacoaya	Cdad. López Mateos	1
11	Paseo Echegaray	Naucalpan de Juárez	1
12	Fuentes de Satélite	Naucalpan de Juárez	1
13	Lomas Verdes 5ª SECC	Naucalpan de Juárez	2
14	Valle Ceylan	Tlalnepantla	1
15	Laguna La Piedad	Cuautitlán Izcalli	1

Tabla 2 Cantidades de canastas a distribuir.
Elaboración propia, CU UAEM Valle de México, 2024.

Este trabajo inicia en pandemia cuando los agricultores familiares tuvieron que encontrar la forma de llegar a los consumidores, para lo cual empezaron a utilizar aplicaciones en los celulares; por ello se toma en cuenta que para la innovación en la comercialización los productores sigan implementando tecnologías para hacer llegar a los consumidores sus productos, tales como redes sociales, aplicaciones de tienda online, WhatsApp, Facebook, YouTube. entre otras, para que así comercialicen los productos de forma directa y permitan acortar los circuitos de comercialización (Cubides Zuñiga et al., 2020).



Figura 1 Innovación en la Comercialización
Elaboración propia 2024

Una vez realizada la venta por algún medio directo con el consumidor resta el proceso de entrega, para lo cual se requiere realizar un proceso de ruteo, es decir planificar y optimizar las rutas que deben seguir los vehículos para entregar los pedidos de manera eficiente y puntual. En el proceso de ruteo la optimización de distribución resulta en ahorros de costos, mejora en la eficiencia y un aumento en la satisfacción del cliente. (Huaman Huancas & Angeles Núñez, 2024)

3. MODELOS DE OPTIMIZACIÓN.

El modelo de optimización Problema del Viajero (TSP), es un clásico en la teoría de grafos y la optimización combinatoria. Su objetivo es encontrar la ruta más corta que permita a un vendedor visitar un conjunto de ciudades una sola vez y regresar a la ciudad de origen. Existen diversos algoritmos para resolver el Problema del Viajero los cuales se clasifican principalmente en métodos exactos y métodos aproximados o heurísticos.

A continuación, se presentan algunos de los métodos más comunes para generar la ruta:

- Método de la **fuerza bruta**: representa el enfoque más directo y exhaustivo para resolver el TSP. Este algoritmo evalúa todas las posibles permutaciones de rutas entre las n ciudades y calcula el costo total de cada una para determinar la solución óptima. Sin embargo, su principal limitación radica en su crecimiento factorial —del orden de $O(n!)$ —, lo que hace que su aplicación sea inviable para conjuntos grandes de datos debido al elevado costo computacional. A pesar de su ineficiencia este método es útil como punto de referencia para evaluar la precisión de otros algoritmos más avanzados (Gutin & Punnen, 2007).
- Métodos de **ramificación y acotación**: dividen el problema en subproblemas más pequeños y aprovechan los resultados previos para reducir el tiempo de cálculo y mejorar la eficiencia en la búsqueda de la solución óptima. Se utiliza especialmente cuando el número de clientes o puntos de entrega del TSP no es elevado, y consiste en determinar el camino más corto que recorra un conjunto de n ciudades o puntos de interés, donde cada ciudad es visitada exactamente una vez antes de regresar al punto de partida, minimizando el costo total del recorrido (Calvo Almeida, 2022).
- Método del **Vecino Más Cercano**: comienza desde un punto y elige sucesivamente el punto más próximo que aún no ha sido visitado. Aunque este enfoque es rápido y sencillo de implementar, no siempre garantiza la solución óptima y puede generar rutas subóptimas (Rodríguez Peña, 2016).
- Algoritmo de Christofides: combina un árbol de expansión mínima con un emparejamiento perfecto para encontrar una ruta que cubre todos los nodos. En general, proporciona una solución de al menos un 1.5 veces el costo óptimo, pero su desventaja es que es más complejo que el vecino más cercano y además aún no es óptimo. (Sierra Fernández, 2023a).
- Algoritmos Genéticos: utilizan principios de evolución y selección natural para explorar soluciones potenciales que se pueden localizar en soluciones cercanas a la óptima, con espacios de búsqueda grandes y complejos que no siempre garantizan la optimización, además que pueden ser lentos en converger. (Reina et al., 2020).
- El algoritmo de **Recocido Simulado** (Simulated Annealing, SA) aplicado al Problema del Viajero (TSP, Traveling Salesman Problem) es una técnica metaheurística inspirada en el proceso físico del recocido de metales, donde un material se calienta y enfría lentamente para alcanzar una estructura estable de mínima energía. En el contexto del TSP, este algoritmo busca minimizar la distancia total recorrida por el vendedor que debe visitar un conjunto de ciudades una sola vez y regresar al punto de partida. Si la nueva solución es mejor, se acepta; si es peor, puede aceptarse con una cierta probabilidad que disminuye conforme avanza el proceso, siguiendo un parámetro denominado temperatura. Este mecanismo permite escapar de óptimos locales y acercarse a la solución global, mostrando un buen desempeño en problemas del tipo $O(n \log n)$, especialmente cuando $n > 50$, donde los algoritmos exactos son demasiado costosos en tiempo de ejecución (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983).

- Optimización por **Enjambre de Partículas (PSO)**: se basa en el comportamiento colectivo observado en los enjambres naturales, como bandadas de aves o cardúmenes de peces. Cada “partícula” representa una posible solución, que ajusta su posición en el espacio de búsqueda en función de su propia experiencia y de la de sus vecinas. Este enfoque es similar a los Algoritmos Genéticos (AG), ya que ambos comparten principios evolutivos y mecanismos de exploración del espacio de soluciones. Sin embargo, PSO presenta una estructura más simple y converge rápidamente hacia soluciones aceptables cuando $n > 50$, siendo particularmente útil en problemas de optimización continua y combinatoria de gran escala (Kennedy & Eberhart, 1995).
- **Programación dinámica (Algoritmo de Held-Karp)** reduce la complejidad mediante subproblemas solapados y almacenamiento de resultados intermedios. Su complejidad es $O(n^2 \cdot 2^n)$. Este algoritmo Held-Karp, basado en programación dinámica para el Problema del Viajero (TSP) (“Traveling Salesman Problem”), se estructura de la siguiente manera: se numera una ciudad de partida fija (digamos 1) y para cada subconjunto S de ciudades que incluye la ciudad 1 y termina en una ciudad $k \neq 1$, se define la función de coste mínimo $g(S, k)$ como la longitud mínima de una ruta que parte de la ciudad 1, recorre todas las ciudades de S exactamente una vez y finaliza en k. Luego se aplica la recurrencia (Koh, Weinstein, & Yingchareonthawornchai, 2025).

Algoritmo	Complejidad	Garantiza Optimalidad	Ideal para tamaños de n
Fuerza Bruta	$O(n!)$	Sí	$n < 10$
Ramificación y acotación			
Vecino Más Cercano	$O(n^2)$	No	$n < 50$
Christofides	$O(n^3)$	Sí (en métricos)	$n < 50$
Algoritmos Genéticos	$O(g \cdot n^2)$	No	$n > 50$
Simulated Annealing	$O(n \log n)$	No	$n > 50$
PSO	Similar a AG	No	$n > 50$
Programación Dinámica (TSP)	$O(n^2 \cdot 2^n)$	Sí	$N < 20-25$

Tabla 3. Comparación de algoritmos investigados para llevar a cabo la distribución de comercialización D2C desde el punto de origen del CU UAEM Valle de México a todos los puntos y de regreso.

Fuente: Varios autores referidos en este trabajo, 2024.

Tras analizar las principales metodologías de solución para el Problema del Viajante de Comercio (TSP), se concluye que el algoritmo Held-Karp, basado en programación dinámica, representa una de las alternativas exactas más eficientes. A diferencia del enfoque de Fuerza Bruta, que, aunque garantiza la solución óptima presenta una complejidad factorial ($O(n!)$) y es inviable para instancias de tamaño medio o grande, Held-Karp reduce significativamente la complejidad a $O(n^2 \cdot 2^n)$ mediante una descomposición sistemática del problema en subproblemas más pequeños. Esta estructura permite almacenar y reutilizar soluciones intermedias, optimizando el uso de recursos computacionales. Si bien implica una mayor complejidad en su implementación y un uso considerable de memoria, su capacidad para encontrar soluciones óptimas de manera más eficiente lo posiciona como una estrategia adecuada y robusta para abordar el TSP en contextos donde se requiere precisión y rendimiento computacional razonable.

La elección del algoritmo Held-Karp se justifica por su capacidad para garantizar soluciones óptimas en problemas de optimización de rutas de mediana escala, como el que enfrenta los pequeños agricultores de la Asociación TONAEM en su modelo de distribución directa (D2C) en Villa del Carbón.

- 1) El algoritmo es estable y, aunque su complejidad es $O(n^2 \cdot 2^n)$, resulta más manejable que los métodos de fuerza bruta. Esto lo convierte en una opción adecuada para este problema, especialmente considerando que el número de puntos de distribución (destinos) es moderado en la comercialización de estas canastas.
- 2) La Exactitud de la programación dinámica Held-Karp asegura que se considere cada posible ruta y se utilicen soluciones previas, lo que es crucial en la distribución de productos frescos y la optimización de costos.
- 3) En cuanto a la consideración de costos y distancias, la metodología permite incluir fácilmente diferentes criterios de costo y distancias, adaptándose a las necesidades de la Asociación TONAEM.

4. AGRUPAMIENTO Y DISCRIMINACIÓN DE NODOS EN LA RUTA

4.1. Agrupamiento

Dada una ruta de entrega calculada se realiza un agrupamiento de nodos basados en la distancia. Los nodos se agrupan en clústeres usando un valor de distancia r , la mediana de las distancias entre los nodos consecutivos de la ruta. De esta forma si la distancia de dos nodos consecutivos en la ruta es menor a r , los nodos se agrupan en un mismo clúster. El nodo inicial de la ruta no se considera en ningún clúster.

Sea $T = (D_0, D_1, D_2, \dots, D_i, D_j, D_k, \dots, D_n, D_0)$ un tour o recorrido en los nodos destino D_i , contemplando a D_0 , como nodo inicial y final. Agrupando a los nodos i e $i+1$ si la distancia entre ellos es menor a r para cada i en la ruta se obtiene el conjunto de clústeres C que contiene los nodos agrupados. Denotaremos al conjunto de nodos que no pertenecen a ningún clúster por S .

Si a cada nodo lo representamos por el índice en la ruta y conservando el orden, cada clúster es una sucesión de nodos contiguos que representaremos por (i, j) con $i < j$, para clústeres de tamaño mayor a 1. El caso de los nodos no agrupados en ningún clúster se puede representar por (i, i) . Con esta notación la ruta T se puede representar por:

$$(\dots, (n_i, n_j), (n_k, n_r), \dots)$$

donde cada (n_i, n_r) representa un clúster si $n_k < n_r$, o un nodo si $n_k = n_r$.

De esta forma para cada clúster no trivial se tiene que la distancia entre los nodos que lo conforman es menor a r . Y la distancia entre un clúster (n_i, n_j) y el subsiguiente clúster en la ruta (n_k, n_r) es mayor que r .

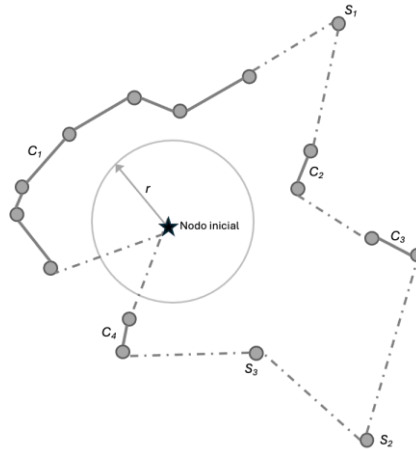


Figura 2. Nodos clusters que representan los nodos C
Elaboración propia a partir del nodo inicial, 2025

En la figura anterior, podemos observar al inicio de la ruta, el radio r , también se identifican cuatro nodos clusters que representan los nodos C , partiendo del nodo inicial representado por el cluster C_1 , separado mediante líneas continuas de longitud no mayor a r , seguido por S_1 que son los nodos sueltos, separados por líneas punteadas cuya longitud excede el radio r , en el sentido de las manecillas del reloj, posteriormente se encuentra el cluster C_2 , siguiendo con el nodo suelto S_1 , y así en lo sucesivo se presentan alternados los clusters C_3 y C_4 separados por los nodos sueltos, S_2 y S_3 .

La elección de la distancia de agrupamiento, mediana de la distancia entre nodos de la ruta, ocasiona que el 50% de los nodos se encuentren agrupados en algún clúster. En consecuencia, la utilidad por distancia recorrida para estos nodos resulta mayor que para los nodos no agrupados en algún clúster, motivo por el cual el análisis de costos se enfoca en los nodos no agrupados.

4.2. Discriminación de nodos no agrupados

Para evaluar el costo asociado a un nodo agrupado en la ruta se usará una heurística basada en la distancia y el algoritmo de Floyd para grafos. El algoritmo de Floyd sirve para encontrar el camino de mínima longitud entre dos nodos cualesquiera en un grafo o red y tiene una complejidad de $O(V^3)$ siendo V el número de nodos en el grafo. La idea clave dentro del algoritmo de Floyd es explorar los nodos intermedios para encontrar una mejor ruta entre dos nodos dados, y para eso utiliza la relación de recurrencia:

$$C_{ij} = \min(c_{ij}, c_{ik} + c_{kj})$$

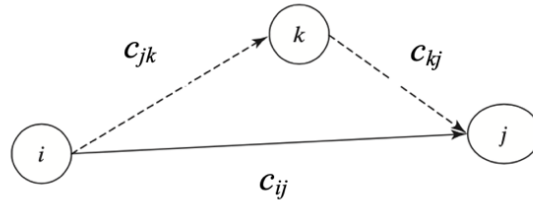


Figura 3. Análisis de sensibilidad- “what if”.
Captura tomada del libro algoritmo de Floyd-Warshall, 1962.

Esta idea es adaptada para realizar el análisis de costos de distancia sobre una ruta dada, para determinar el costo asociado por considerar el nodo k como punto de entrega; y es aplicada sobre los nodos no agrupados. La conservación o eliminación de un nodo en la ruta se basa en una heurística que evalúa el desvío que ocasiona el nodo en la trayectoria. Los nodos no agrupados se categorizan en dos tipos:

1. El nodo no agrupado S_i se encuentra entre dos clústeres, ver nodo S_1 en la figura X
2. El nodo no agrupado forma parte de una sucesión de nodos, ver nodos S_2 y S_3 en la figura X

El caso de los nodos tipo 1 para evaluar su coste se realiza considerando la distancia al clúster inmediato anterior L_1 , la distancia al clúster siguiente L_2 y la distancia L_3 entre los clústeres vecinos mediante la siguiente proporción:

$$\frac{L_1 + L_2}{L_3}$$

Si la proporción de distancia es menor que un umbral u se conserva el nodo, en caso contrario se considera su eliminación. Para el caso de nodos de tipo 2 se usa una heurística basada en el desvío de la trayectoria entre clústeres que contienen a la sucesión de nodos no agrupados. La heurística analiza el desvío en función del área determinada por el radio de agrupamiento r y la distancia entre los clústeres vecinos a la sucesión de nodos no agrupados. Si el área del triángulo conformado por el nodo no agrupado S_i y los nodos extremos D_b , D_p de los clústeres contiguos C_j , C_{j+1} resulta mayor en un factor f que el área del rectángulo de referencia de lado D_b , D_p y de altura r , se considera su eliminación.

En la figura (4) inciso a) se muestra las distancias asociadas, L_1 , L_2 y L_3 para la evaluación del nodo S_1 . Para nodos tipo 2 en la figura se ilustra su evaluación con un factor $f=0.65$. En el inciso b) se muestra el caso de ejemplo para el nodo S_3 en donde el área del triángulo es menor que la distancia del rectángulo de referencia, por lo cual se considera dejar el nodo S_3 en el recorrido, al no representar desvío en la trayectoria entre clústeres. Por otro lado, en el inciso c) de la figura se muestra el caso de ejemplo para el nodo S_2 en donde el área del triángulo es mayor que f veces el área del rectángulo de referencia entre clústeres, por lo cual se considera eliminarlo.

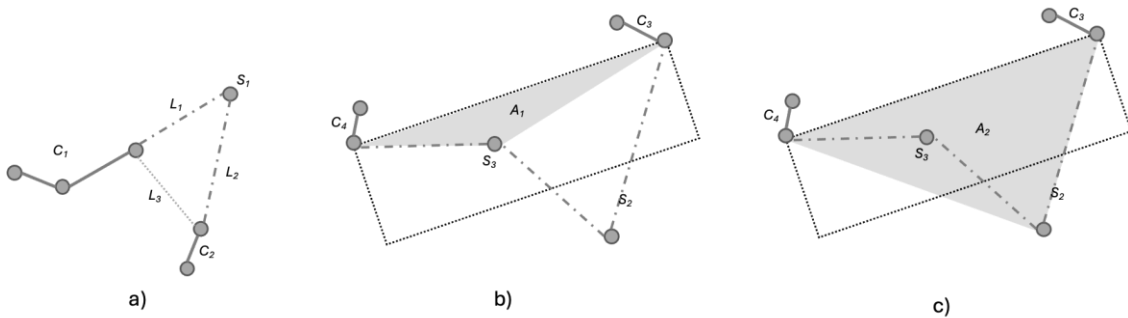


Figura 4. Evaluación de las distancias entre clústeres,
Elaboración propia 2024

Abusando de la notación representamos a los nodos no agrupados por un clúster degenerado C_d donde los extremos del clúster son el mismo nodo. De esta forma se puede representar la ruta por $T = (D_0, C_1, C_2, \dots, C_i, C_j, C_k, \dots, C_n, D_0)$ un recorrido sobre los clústeres en la ruta, contemplando a D_0 como nodo inicial y final.

Cálculo de utilidad de la ruta

Dada una ruta $T = (D_0, C_1, C_2, \dots, C_i, C_j, C_k, \dots, C_n, D_0)$ se le asocia la utilidad promedio de la ruta en función del beneficio aportado por cada nodo o destino. Considerando que el ruteo se contempla para la entrega de canastas de hortalizas la utilidad es homogénea para cada nodo. Para los nodos destino en la ruta se considera la entrega de al menos una canasta, se contemplan utilidades iguales en cada nodo; todas las entregas aportan la misma cantidad de ingresos. En base a lo anterior se calcula la utilidad promedio por kilómetro recorrido de la siguiente forma:

$$\bar{u} = \frac{nk}{d_t}$$

donde n es la cantidad de destinos en la ruta o tour, k es la utilidad por destino y d_t la distancia total recorrida en la ruta. La utilidad promedio permite comparar la ruta original con la ruta modificada, donde se eliminan los nodos no agrupados. Por otro lado, es posible ajustar el aporte o utilidad de los nodos no agrupados si consideramos una penalización o costo extra para ser considerados en la ruta. El costo extra del nodo D_s se asocia en función de la proporción de la distancia:

$$p = \frac{L_1 + L_2}{L_3}$$

y la penalización se establece en:

$$(p - (1 + f)) * \bar{u}$$

Con lo cual la utilidad del nodo se convierte en:

$$(p - f) * \bar{u}$$

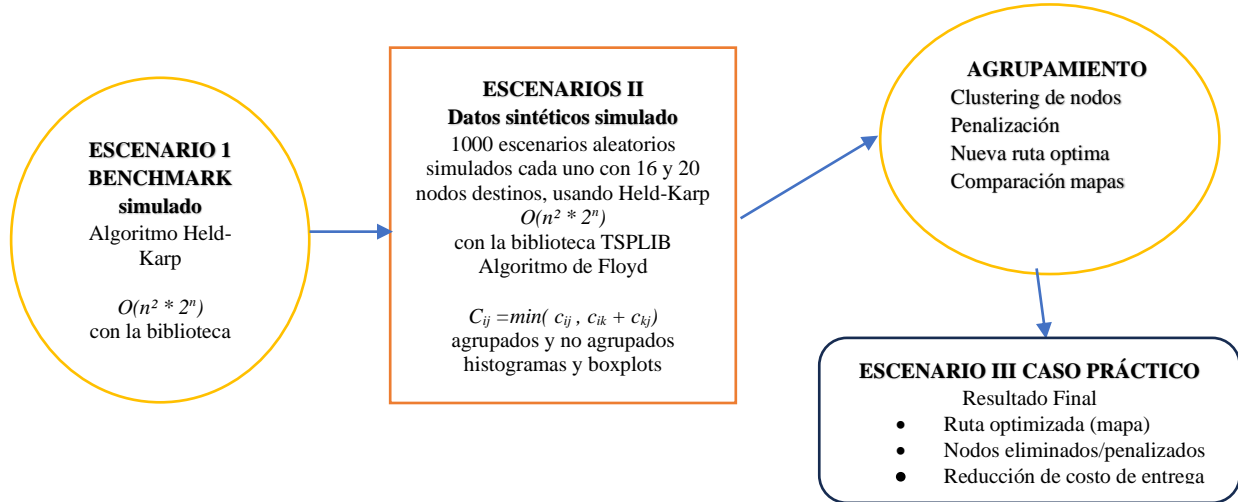


Figura 5: Modelo para evaluación de nodos en la ruta de entrega,
Elaboración propia, 2024

De acuerdo a la Figura (5) la ruta óptima generada con el algoritmo Held-Karp, se realiza el análisis de sensibilidad basado los costes de oportunidad, para evaluar, los cambios en los datos de entrada (nodos) y evaluar cómo pueden afectar en el resultado final, mediante la eliminación de un nodo destino se impacta el costo de recorrido, en esta parte se utiliza el análisis "what if" que permite explorar escenarios hipotéticos que permite evaluar el costo de inclusión de un nodo en la ruta de entrega. Este análisis de sensibilidad (algoritmo de Floyd) puede proporcionar una mejor comprensión de su robustez y eficiencia bajo diferentes condiciones y esta evaluación considera las cantidades de canastas de hortalizas orgánicas a entregar. Este modelo es sencillo de implementar y puede proporcionar mejoras significativas en la longitud de la ruta, especialmente cuando se combina con otras heurísticas o métodos de optimización. Su eficiencia radica en la búsqueda local, donde se exploran soluciones cercanas para encontrar una mejor solución al problema del viajante.

5. RESULTADOS

Casos simulados

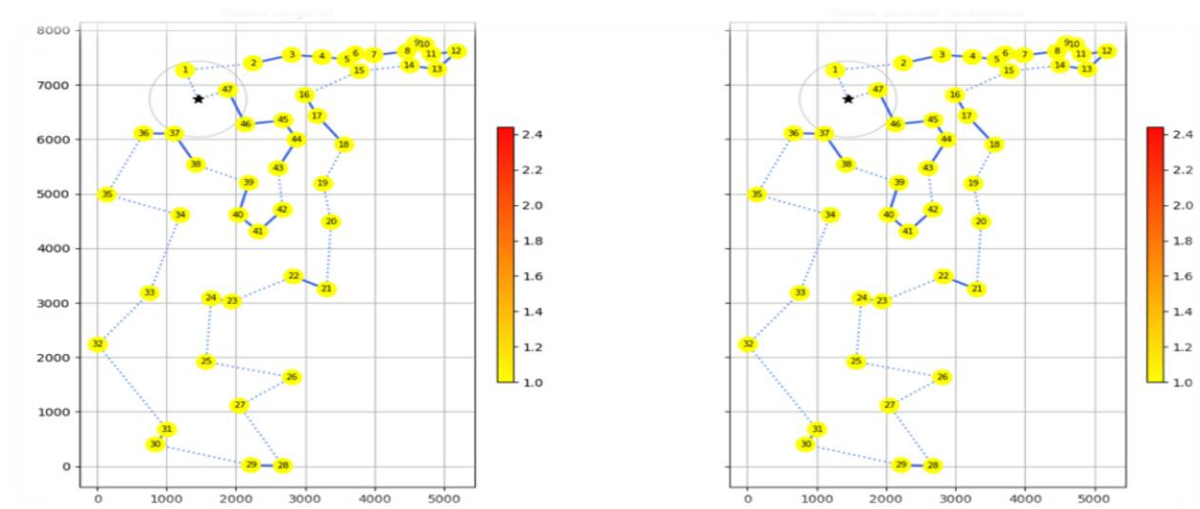
Escenario 1. Se genera la corrida con la ruta crítica Held Karp, generando rutas del benchmark con la biblioteca TSPLIB del agente viajero. Donde la mejora de la ruta se establece de 1- utilidad y 1 – el radio de la distancia y la selección para la ruta óptima se estable en la decisión del promedio pesado es la combinación de los 2 anteriores, presentando la tabla Benchmark con la biblioteca TSPLIB, ver los siguientes gráficos a partir de la tabla (4).

Escenario	Nodos Originales	Nodos removidos	Relación-utilidad	Relación-distancia	Promedio Pesado 0.5 U + 0.5 D
a280	279	7	1.01	0.97	0.02
att48	47	0	1.00	1.00	0.00
bayg29	28	5	1.05	0.79	0.13
bays29	28	3	1.03	0.86	0.08
berlin52	51	8	1.16	0.73	0.22
ch130	129	7	1.01	0.94	0.04
ch150	149	5	1.02	0.95	0.03
eil51	50	5	1.04	0.86	0.09
eil76	75	4	1.02	0.93	0.05
eil101	100	15	1.04	0.82	0.11
gr96	95	10	1.18	0.76	0.21
gr120	119	11	1.08	0.84	0.12
gr202	201	12	1.45	0.65	0.40
gr666	665	50	1.23	0.75	0.24
kroA100	99	9	1.04	0.87	0.09
kroC100	99	7	1.03	0.90	0.07
kroD100	99	7	1.03	0.90	0.06
lin105	104	5	1.02	0.93	0.04
pa561	560	38	1.06	0.88	0.09
pcb442	441	17	1.05	0.92	0.06
pr76	75	5	1.10	0.85	0.13
pr1002	1001	28	1.02	0.95	0.03
pr2392	2391	146	1.02	0.92	0.05
rd100	99	11	1.01	0.88	0.07
st70	69	4	1.07	0.88	0.10
tsp225	224	14	0.97	0.97	0.00
ulysses16	15	1	1.36	0.69	0.34
ulysses22	21	3	1.54	0.56	0.49

Tabla 4. Benchmark con la biblioteca TSPLIB.

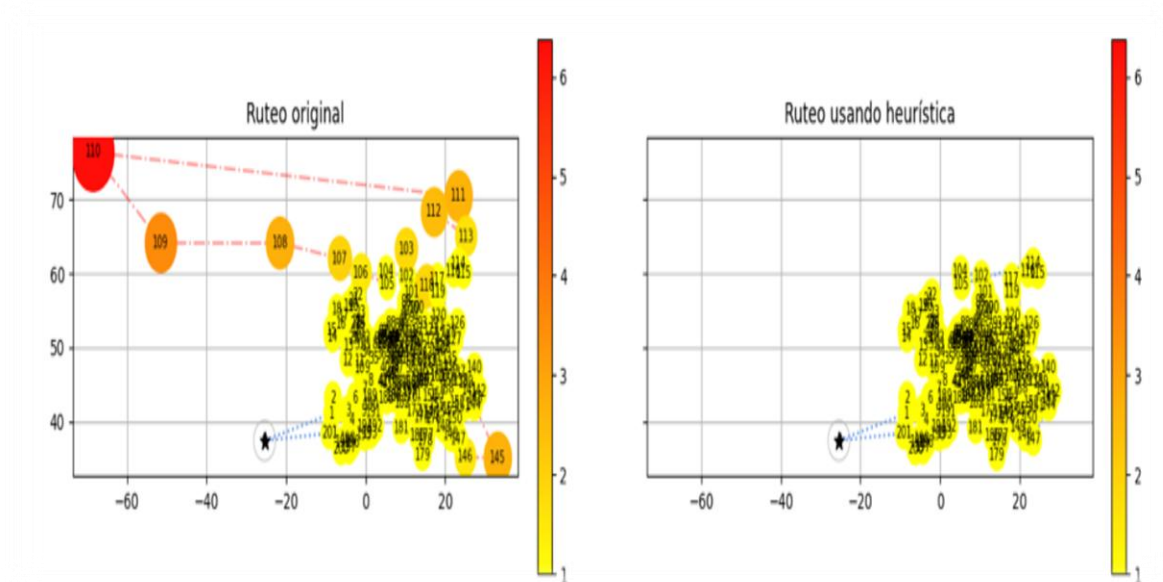
Elaboración propia generada de la corrida Herd Karp TSLIB, 2025

En los siguientes escenarios se muestra la comparación de las ruta originales con las rutas después de correr el Herd Karp TSLIB de acuerdo a los siguientes escenarios:



Gráfica 1 Escenario att48
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025

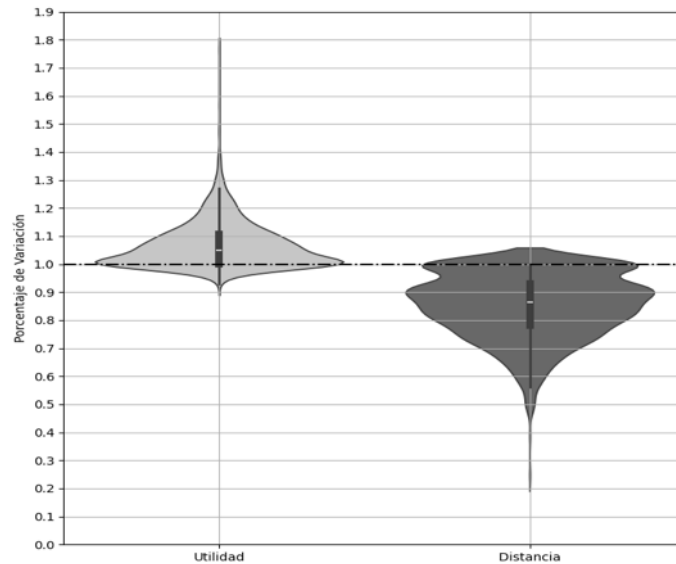
En la gráfica (1) se muestra una nula mejora de la ruta original. Obteniendo cero de utilidad y cero en optimización en distancia y cero en promedio pesado, es decir se conservo la misma ruta sin tener una mejora en la ruta y sin tener que remover nodos de acuerdo a Floyd.



Gráfica 2 Escenario gr20
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025

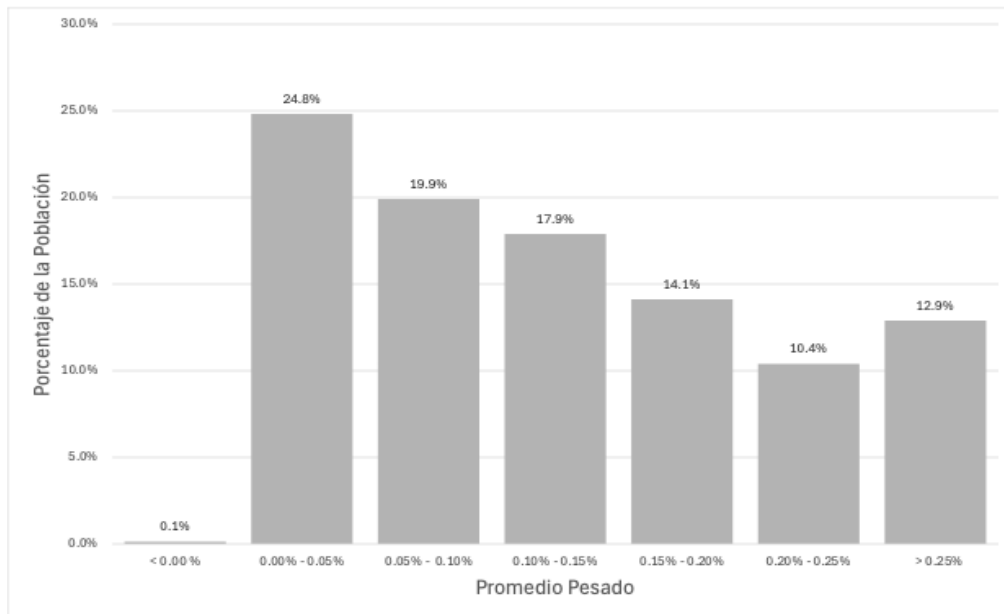
En comparación de la gráfica anterior, la Gáfica (2) muestra una mejora de la ruta original a la ruta usando la heurística teniendo una utilidad de 45 % y una distancia optimizada del 35 %, es decir una mejora en el promedio pesado de 40 %, eliminando los nodos más lejanos y dejando la ruta óptima closterizada.

Escenario 2: Datos sinteticos. En este segundo escenario se generaron 1000 escenarios aleatorios cada uno con 16 y 20 nodos destinos, usando Held-Karp nuevamente para encontrar la ruta de recorrido para los nodos. Finalmente se aplica el algoritmo de Floyd en los nodos agrupados y nodos no agrupados para identificar, los nodos que requieren asignarles una penalización o considerarlos para su eliminación.



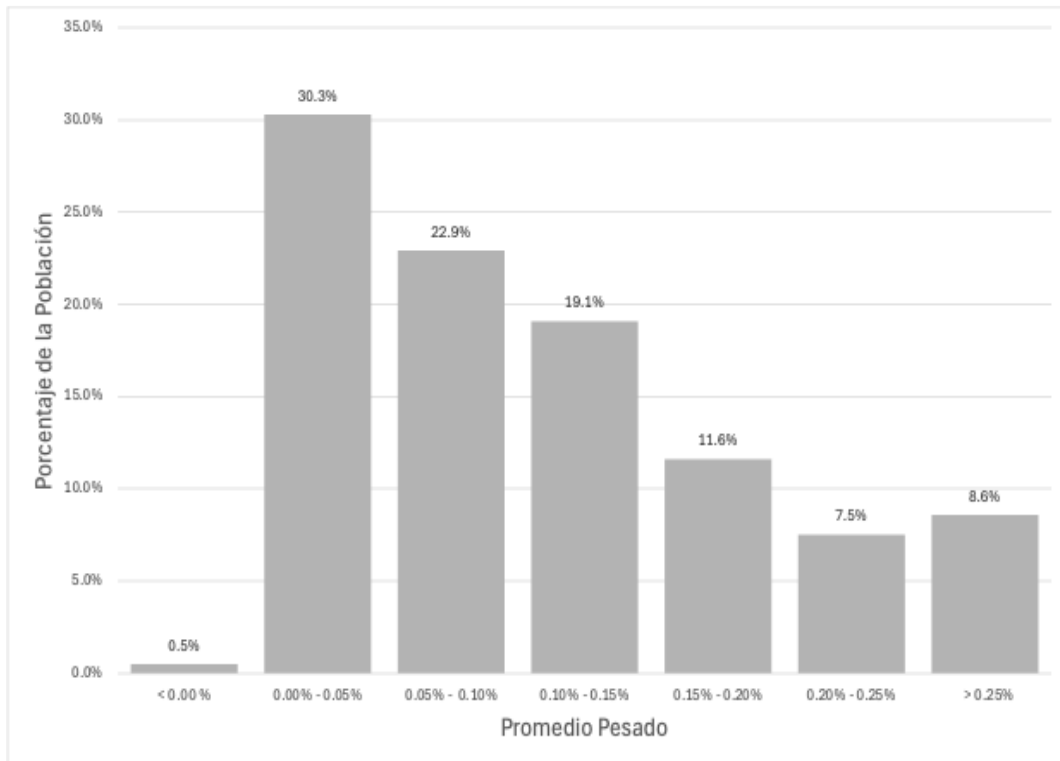
Gráfica 3.- Gráfica de violín
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025

La gráfica de violín muestra una distribución densa de los datos en el rango del 0 al 10%. En este rango, se observa que casi el 50% de los datos alcanza una mejora en la optimización tanto en la utilidad como en la distancia. La gráfica ilustra claramente cómo la utilidad aumenta y la distancia disminuye dentro de este rango.



Gráfica 4. Promedio pesado que se genera de la utilidad y distancia.
*Elaboración propia mediante el rango de datos $0.25 * U. + 0.75D$*

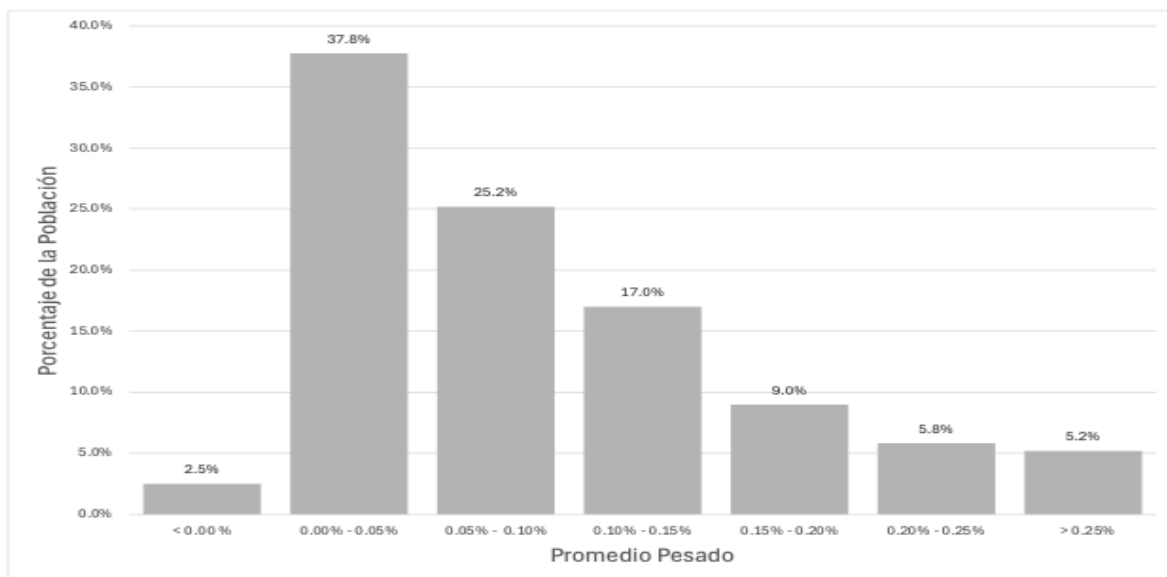
En esta gráfica se puede apreciar de forma significativa el 62.6 % de optimización en los datos de rango de 0 al 15 %.



Gráfica 5. Promedio pesado que se genera de la utilidad y distancia.

*Elaboración propia mediante el rango de datos $0.5 * U. + 0.5D$ promedio pesado*

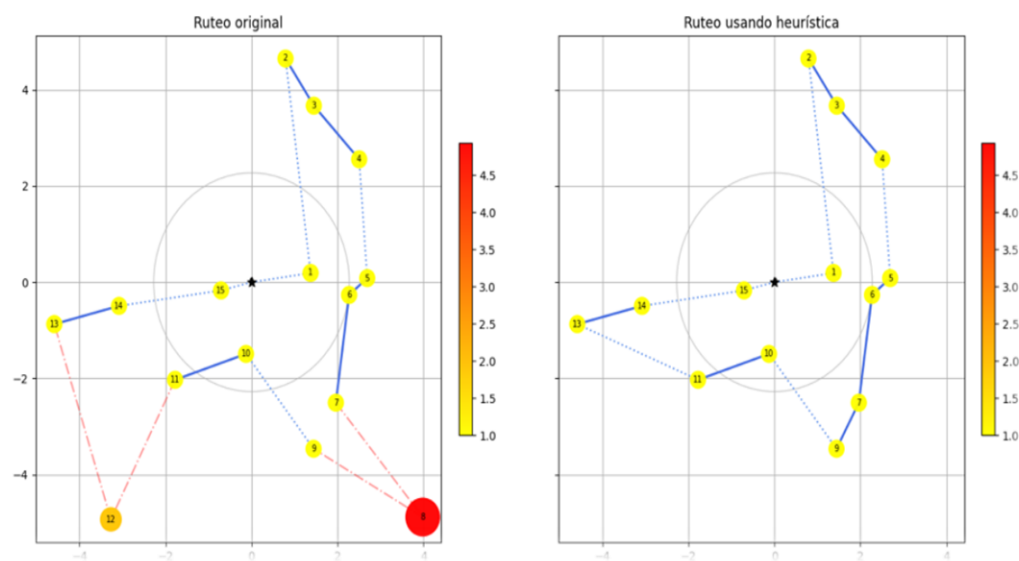
En esta gráfica se puede apreciar de forma significativa que el 53.2 % de los datos mejora la ruta en cuanto a la utilidad y la distancia.



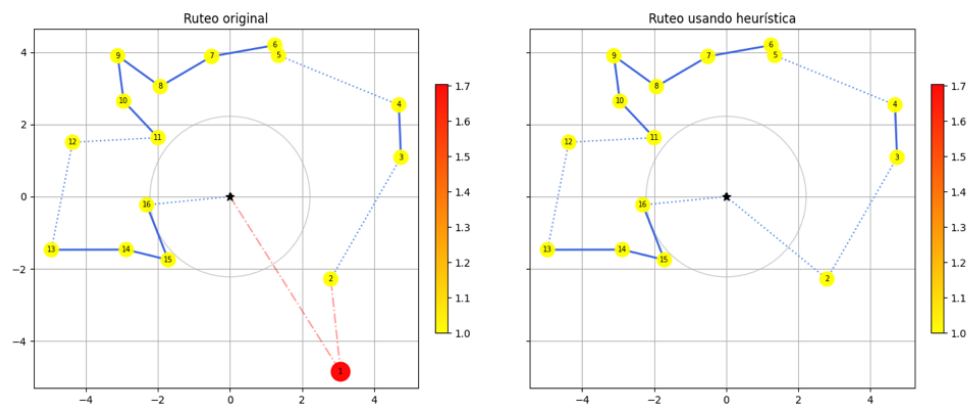
Gráfica 6. Promedio pesado que se genera de la utilidad y distancia

*Elaboración propia mediante el rango de datos $0.75 * U. + 0.25D$ promedio pesado*

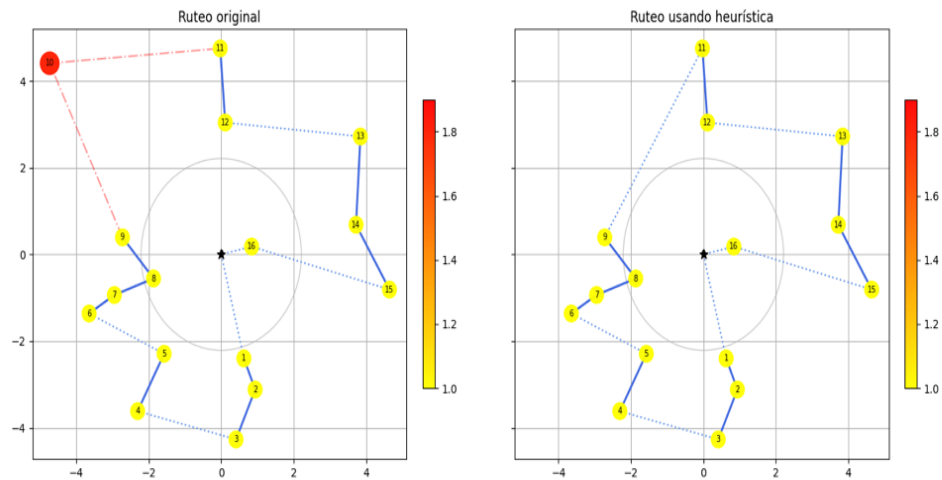
En esta última gráfica se aprecia como se mejora la ruta en el rango de datos de 0 a 10 % con una optimización de mejora de el 64 %.



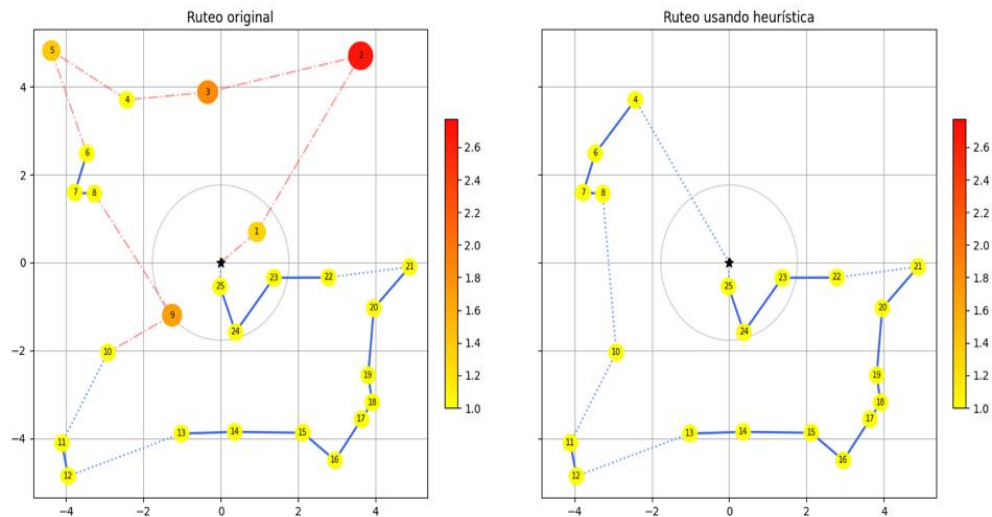
Gráfica 7.- Comparación del ruteo original al ruteo usando heurística
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025



Gráfica 8.- Comparación del ruteo original al ruteo usando heurística
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025



Gráfica 9.- Comparación del ruteo original al ruteo usando heurística
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025

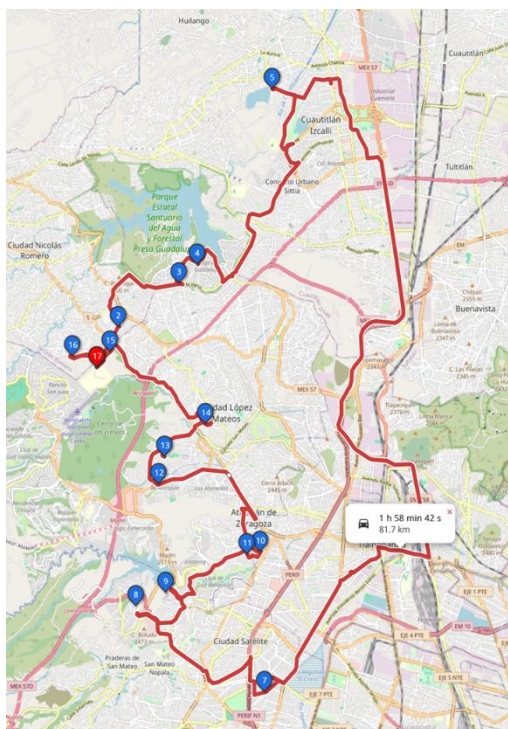


Gráfica 10.- Comparación del ruteo original al ruteo usando heurística
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025

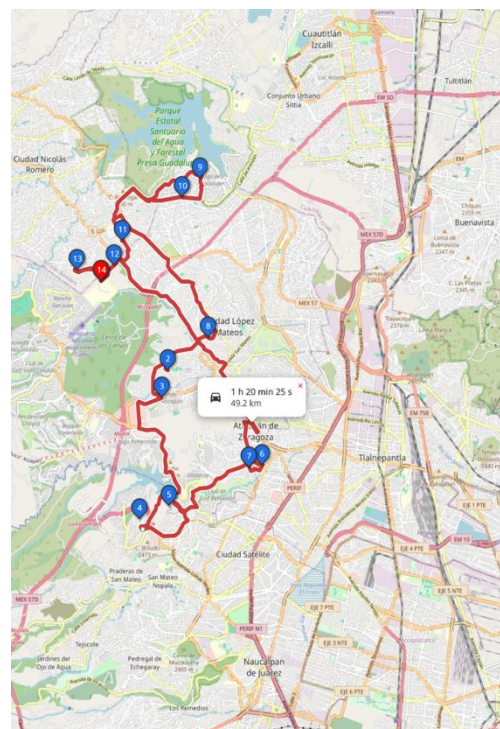
Se puede apreciar en las gráficas 7, 8, 9 y 10 la mejora de la ruta en cuanto a la utilidad y la distancia, mejorando la optimización de las rutas en un 54.2 % y de acuerdo al análisis de Floyd, se eliminan los nodos no agrupados, considerando la penalización en costo extra para ser considerados dentro de la ruta.

Caso de Estudio los pequeños agricultores de la Asociación TONAEM de Villa del Carbón

Escenario 3. Finalmente, en la tercera fase, se implementa *modelo para evaluación de nodos en la ruta de entrega* en el caso de estudio de esta investigación; para identificar nodos que requieren penalización o eliminación, optimizando así los costos de entrega de canastas de hortalizas orgánicas en nuestro caso de estudio, asignando costos de entrega para el ruteo de dichas canastas.



Antes del modelo para evaluación de nodos en la ruta de entrega



Después del modelo para evaluación de nodos en la ruta de entrega

Gráfica 11. Ruta Caso Práctico. Nodos de entrega de canastas de hortalizas
Elaboración propia a partir de la corrida de datos, 2025

En la gráfica (11) se presenta el mapa de ruteo original y, posteriormente, la mejora de la ruta óptima según el algoritmo de ruteo propuesto en este trabajo. Basándonos en los registros de pedidos de los clientes, se identificaron puntos de clientes potenciales entre los profesores del CU UAEM Valle de México. La cantidad de clientes regulares es de 15, y la comercialización D2C se realiza desde el Centro Universitario UAEM Valle de México hasta los domicilios ubicados en las zonas de Nicolás Romero, Atizapán de Zaragoza, Naucalpan de Juárez, Cuautitlán Izcalli, Tlalnepantla y Ciudad López Mateos. Aproximadamente se gestionan entre 20 y 25 pedidos de canastas de hortalizas.

Se corrió el algoritmo de ruteo, observando una mejora evidente al agrupar y eliminar datos dispersos, calculando la distancia y la utilidad. Eliminandose el nodo 7, que corresponde a Fuentes de Satélite en el Municipio de Naucalpan de Juárez, y el nodo 5 en la Laguna la Piedad, Cuautitlán Izcalli.

Ahora realizando un total de 20 a 23 pedidos de canastas de hortalizas, observando que solo se eliminan 2 pedidos. Se corre el algoritmo de ruteo, observando una mejora evidente con los agrupados y eliminando los datos dispersos. Esto mejora el recorrido en distancia de 1 hora 58 minutos y 42 segundos con una distancia de 81.7 km a 1 hora 20 minutos y 25 segundos con una distancia de 48.2 km.

Por lo tanto, se concluye que, por medio de este modelo, se muestra que la eliminación de los puntos 7 y 5, resulta la opción más eficiente en términos de distancia y tiempo de recorrido, mediante una distancia de 48.2 km y un tiempo 1 hora 20 minutos y 25 segundos, alcanzando una mejora relativa en el costo beneficio. Es importante destacar que este análisis no incluye variables críticas, como los costos asociados (peajes y la variabilidad en el precio de la gasolina), recordando que el punto de origen es el CU UAEM Valle de México.

De acuerdo con lo anterior realizamos los cálculos del beneficio que pueden obtener los pequeños productores al vender sus canastas de productos orgánicos:

El costo total es:

$$\begin{aligned} \text{Costo total} &= \$150 \text{ gasolina} + \$500 \text{ pago de repartidor y uso de vehículo} \\ &= \$65 \end{aligned}$$

El costo fijo es considerando el vehículo con el cual hacen la entrega consolidada en el CUVM los productores y de ahí inicia el reparto a domicilio, la duración del ruteo es de aproximadamente 2.5 horas, el costo se estima en \$500 MXN.

Considerando un reparto de 25 canastas, se estima el punto de equilibrio por canasta en $\$650 / 25 = \26 MXN. Considerando el costo de entrega en el CUVM fijado en \$220 MXN por los productores y el costo por canasta en el punto de equilibrio; se puede calcular el beneficio por canasta obtenido considerando un precio de venta a domicilio en \$300 MXN.

Por lo tanto, el costo de entrega por canasta se estima en costo de canasta en el CUVM más el punto de equilibrio para la entrega de canasta en el domicilio, $\$220 + \$26 = \$246$ MXN de donde el beneficio por canasta entregada en el domicilio se estima en \$54 MXN

Con las consideraciones anteriores, el beneficio esperado por ruta realizada es

$$\text{Beneficio} = \text{Beneficio por canasta} \times \text{Cantidad} = \$54 \times 25 \text{ canastas} = \$1,350 \text{ MXN}$$

De esta forma los beneficios esperados por el reparto de canastas a domicilio son los siguientes

<i>Periodo</i>	<i>Beneficio esperado</i>
<i>Semana</i>	<i>\$ 1,350 MXN</i>
<i>Mensual</i>	<i>\$ 5,400 MXN</i>
<i>Semestral</i>	<i>\$ 32,400 MXN</i>
<i>Anual</i>	<i>\$ 64,800 MXN</i>

Tabla 5. Beneficios esperados por el reparto de canastas a domicilio, 2025

El análisis socioeconómico de los destinos de entrega en la zona norte del Valle de México —incluyendo municipios como Atizapán de Zaragoza, Naucalpan, Nicolás Romero y Tlalnepantla— evidencia una heterogeneidad económica y urbana que representa tanto un reto logístico como una oportunidad estratégica para la comercialización directa de productos orgánicos (modelo D2C).

Las zonas como Lomas Verdes, Fuentes de Satélite y Bosques del Lago presentan niveles socioeconómicos medio y alto, con infraestructura consolidada, alto poder adquisitivo y hábitos de consumo orientados a la salud y conveniencia, lo que favorece la aceptación de las canastas orgánicas a domicilio. Por otro lado, áreas de clase trabajadora como México Nuevo, Jacarandas o Lomas Lindas muestran un segmento emergente con creciente interés por opciones alimentarias saludables, impulsado por la falta de tiempo y la búsqueda de practicidad.

Esta combinación de contextos económicos genera un mercado potencial diversificado, compuesto por consumidores económicamente activos —principalmente mujeres trabajadoras y familias urbanas— que valoran la entrega directa, la calidad de los alimentos y la optimización del tiempo.

El modelo D2C propuesto permite reducir costos operativos, eliminar intermediarios y aprovechar la optimización de rutas de entrega mediante técnicas de análisis de datos, aumentando la eficiencia y rentabilidad del proceso logístico.

En síntesis, la región estudiada ofrece condiciones favorables para consolidar un canal de distribución sostenible y competitivo, alineado con las tendencias de consumo saludable y responsable, que a su vez fortalece la economía local de los pequeños productores orgánicos del Estado de México.

RECIBIDO: JUNIO 2025.

REVISADO: NOVIEMBRE, 2025.

REFERENCIAS

[1] CALVO ALMEIDA, V. M. (2022). *Análisis del problema del viajante*. Repositorio GREDOS. <http://hdl.handle.net/10366/151474>

[2] CENSO AGROPECUARIO. (2022). **Portales Micrositios**. <https://portales.diputados.gob.mx>

[3] CUBIDES ZUÑIGA, E. C., CUBIDES ZUÑIGA, N., & LUGO MONTILLA, I. A. (2020). Agricultura familiar y plataformas digitales en el contexto de la COVID-19: **Iniciativas de América del Sur. Espacio Abierto**, 29(4), 85–105.

[4] DATA MÉXICO. (2024). Trabajadores de Apoyo en Actividades Agrícolas: Salarios, diversidad, industrias e informalidad laboral. **Data México**. <https://www.economia.gob.mx/datamexico/es/profile/occupation/trabajadores-de-apoyo-en-actividades-agricolas>

- [5] FAO. (2013). El estado de la inseguridad alimentaria en el mundo 2013: El crecimiento económico es necesario, pero no suficiente para acelerar la reducción del hambre y la malnutrición. **Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura**. <https://www.fao.org/3/i3434s/i3434s.pdf>
- [6] FAO. (2016, abril 14). Circuitos Cortos de Comercialización: Una mirada desde el enfoque territorial | Plataforma de desarrollo territorial. **FAO**. <https://www.fao.org/in-action/territorios-inteligentes/articulos/colaboraciones/detalle/es/c/410218/>
- [7] FLOYD, R. W. (1962). Algorithm 97: Shortest path. **Communications of the ACM**, 5(6), 345. <https://doi.org/10.1145/367766.368168>
- [8] GUTIN, G., & PUNNEN, A. P. (2007). The Traveling Salesman Problem and Its Variations. **Springer**.
- [9] HUAMAN HUANCAS, J. C., & ANGELES NÚÑEZ, K. R. (2024). Impacto de una estrategia de distribución ecommerce sobre el nivel de servicio en la empresa Hermes Transporte Blindados, Chorrillos, 2023. **Repositorio Institucional - UTP**. <http://repositorio.utp.edu.pe/handle/20.500.12867/9865>
- [10] KENNEDY, J., & EBERHART, R. (1995). Particle Swarm Optimization. **Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks**, 4, 1942–1948
- [11] KIRKPATRICK, S., GELATT, C. D., & VECCHI, M. P. (1983). Optimization by Simulated Annealing. **Science**, 220(4598), 671–680
- [12] KOH, Z. K., WEINSTEIN, O., & YINGCHAREONTHAWORNCHAI, S. (2025). Approximating the Held-Karp bound for metric TSP in nearly linear work and polylogarithmic depth. In M. Koucký & N. Bansal (Eds.), *Proceedings of the 57th Annual ACM Symposium on Theory of Computing (STOC '25)* (pp. 166–177). **Association for Computing Machinery**. <https://doi.org/10.1145/3717823.3718288>
- [13] ONU. (2025). Objetivos de Desarrollo Sostenible: 17 objetivos para transformar el mundo. **Naciones Unidas**. <https://www.un.org/es/exhibits/17-objetivos-para-transformar-el-mundo>
- [14] REINA, D. G., CÓRDOBA, A. T., & NOZAL, A. R. (2020). Algoritmos Genéticos con Python: Un enfoque práctico para resolver problemas de ingeniería. **Marcombo**.
- [15] PEÑA RODRÍGUEZ, M. A. (2016). Problema del viajante de comercio con periodicidad. **Repositorio digital – Universidad de La Laguna**. <http://riull.ull.es/xmlui/handle/915/1982>.
- [16] SÁENZ-LEGUIZAMÓN, G. L., GUEVARA-HERNÁNDEZ, F., GONZÁLEZ-CABAÑAS, A. A., & LA O-ARIAS, M. A. (2023). Agroecosistemas tradicionales del trópico mexicano: Los “bajíos” de Chiapas y sus características en el contexto actual. **Revista de Ciencias Sociales**, 29(2), 108–122. <https://doi.org/10.31876/rcs.v29i2.39964>
- [17] SIERRA FERNÁNDEZ, A. (2023a). Algoritmos heurísticos para el problema del viajante: Colonia de hormigas y Christofides. **Repositorio Institucional UNICAN** <https://repositorio.unican.es/xmlui/handle/10902/29846>