

# Tecnológico Nacional de México Campus Culiacán

Optimización de Rutas de Distribución para tiendas en Culiacán mediante el uso de algoritmo de Recocido Simulado

Tópicos de Inteligencia Artificial

**Profesor:**

Zuriel Dathan Mora Felix

**Integrantes:**

Aguilar Recio Jesús Octavio

Echeagaray Aceves Astrid Monserrath



**Repositorio GitHub:**

<https://github.com/OctavioAR/TOPICOS-IA.git>

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
<b>2. Objetivos</b>	<b>2</b>
2.1. Objetivo general . . . . .	2
2.2. Objetivos específicos . . . . .	2
<b>3. Justificación</b>	<b>3</b>
<b>4. Alcance</b>	<b>4</b>
<b>5. Desarrollo</b>	<b>5</b>
5.1. Análisis y representación del problema . . . . .	5
5.2. Selección y prueba de algoritmos metaheurísticos . . . . .	6
5.2.1. Comparación de los algoritmos . . . . .	6
5.3. Codificación del algoritmo . . . . .	6
5.3.1. Clase Carga de Datos . . . . .	7
5.3.2. Clase Función de Costo . . . . .	7
5.3.3. Clase Solución . . . . .	7
5.3.4. Clase Distancia . . . . .	8
5.3.5. Clase Recocido Simulado . . . . .	8
5.3.6. Clase Main . . . . .	8
5.4. Evaluación del algoritmo . . . . .	9
<b>6. Agenda</b>	<b>10</b>
<b>7. Conclusión</b>	<b>10</b>

# Índice de Imágenes

1. Mapa de la ciudad de Culiacán. . . . .	5
2. Resultado consola parte 1 . . . . .	9
3. Resultado consola parte 2 . . . . .	9
4. Mapa con las rutas optimas 1 . . . . .	9
5. Mapa con las rutas optimas 2 . . . . .	9
6. Cronograma de actividades . . . . .	10

## **1. Introducción**

En la actualidad, la optimización de rutas de distribución representa uno de los principales retos en la gestión de la logística de las empresas, especialmente en ciudades con un crecimiento urbano acelerado como Culiacán. El aumento poblacional y territorial ha generado mayor demanda de bienes y servicios, provocando más tráfico y costos operativos, lo que afecta la eficiencia de los Centros de Distribución (CD). Además, las condiciones climáticas de la región, como las altas temperaturas e inundaciones, incrementan el consumo de combustible y complican las entregas. Ante esto, resulta necesario aplicar soluciones tecnológicas que optimicen las rutas de transporte y reduzcan costos logísticos. Los algoritmos metaheurísticos ofrecen una alternativa eficaz para resolver problemas complejos, como el problema de enrutamiento de vehículos (VRP), gracias a su flexibilidad y capacidad para encontrar soluciones cercanas a lo óptimo sin gran esfuerzo computacional. Este trabajo desarrolla un sistema computacional basado en metaheurísticas para optimizar las rutas de distribución en Culiacán, con el objetivo de minimizar los costos y el consumo de combustible. Se comparan los algoritmos de Recocido Simulado y Búsqueda Tabú para determinar el más adecuado, mostrando la viabilidad de estas técnicas en la mejor gestión de logística.

## **2. Objetivos**

### **2.1. Objetivo general**

Desarrollar un sistema computacional basado en algoritmos metaheurísticos para mejorar las rutas de distribución, minimizando los costos logísticos y mejorando la eficiencia operativa de la cadena de tiendas en Culiacán.

### **2.2. Objetivos específicos**

- Analizar y representar el problema logístico de distribución.
- Seleccionar y probar qué algoritmo metaheurístico es el adecuado para la solución del problema.
- Codificar el algoritmo en un sistema modular.
- Diseñar de forma visual las rutas geográficamente.
- Evaluar el algoritmo envase al costo, distancia y tiempo.

### **3. Justificación**

Culiacán en “los últimos 10 años ha experimentado un crecimiento poblacional del 16.9% alcanzando así 1,003,530 habitantes en el 2020”[6] . Con este incremento poblacional se ve en aumento el desarrollo urbano y la dispersión geográfica, factores que carecen de planificación logística, afectando por ejemplo, al trazo de nuevas rutas de distribución. A causa de esta mala planificación, es un hecho que aumenta el tráfico en la ciudad cada año, provocando cuellos de botella en las avenidas principales, como lo son, la Álvaro Obregón, Benjamín Hill y la Emiliano Zapata, por mencionar alguna de ellas. Dando como resultado tráfico en horas comerciales, afectando a las tiendas que necesitan ser surtidas. Otro problema de logística serían las condiciones climáticas, ya que en Sinaloa al estar ubicado al Norte de México en las épocas de verano hay un “promedio anual de entre 36 °C y 38 °C”[7], esta temperatura hace que incremente el uso combustible, ya que se consume de manera más rápida. Además, en las temporadas de lluvias, la ciudad se inunda a causa del mal desarrollo de descarga de aguas pluviales, con esto, se ven afectadas las rutas y los tiempos de entrega, ocasionando perdidas para los CD y las tiendas.

Otro de los motivos por los cuales se lleva acabo el desarrollo de este sistema, es la reducción de costos operativos, siendo el consumo de combustible uno de los factores más representativos. Actualmente, el “precio promedio a nivel nacional para gasolina regular de \$23.634 pesos por litro; para premium \$25.752 y en el caso del diésel \$26.287 pesos.”[2]. Teniendo estos precios con una mínima diferencia elevada en el estado de Sinaloa, la optimización de las rutas logísticas podría contribuir en la reducción del consumo diario de combustible.

Se ha demostrado en diversas investigaciones que el uso de algoritmos metaheurísticos ha producido resultados favorables en la resolución de problemas de enrutamiento de vehículos (VRP). En la siguiente investigación, se plantea el uso de una metaheurística capaz de optimizar la ruta de vehículos en la recolección de residuos, teniendo los siguientes resultados: “El algoritmo de recocido simulado propuesto tiene un buen desempeño, obteniendo en varias ocasiones valores cercanos a la solución óptima y supera marcadamente al algoritmo genético estándar. Luego del trabajo experimental realizado, se puede afirmar que la aplicación de estos algoritmos redonda en la obtención de resultados potencialmente aceptables y competentes, contando las metaheurísticas con la ventaja del menor esfuerzo de cómputo requerido para llegar a la solución”[1]. Aunque el contexto a resolver en dicha investigación sea distinto al nuestro, maneja el mismo concepto, ya que dichos camiones recolectores parten de una bodega y visitan los diferentes puntos de recolección, esto refuerza la idea de que claramente es posible resolver dichos problemas con el uso de estos algoritmos.

## **4. Alcance**

Este proyecto se centra en el desarrollo de una solución utilizando funciones matemáticas en conjunto de algoritmos metaheurísticos para resolver un problema de optimización de rutas de transporte desde los CD de la ciudad de Culiacán hacia los diferentes puntos de entrega o tiendas. Dicho sistema tiene como objetivo minimizar los costos totales de distribución, teniendo en consideración datos críticos como las distancias geográficas entre los nodos, el costo de combustible y la asignación optima de cada tienda a su CD más eficiente. Por ello, se generará un mapa geoespacial de la ciudad de Culiacán mostrando las rutas optimas obtenidas facilitando la interpretación de los resultados. Además se realiza a la par, una documentación (investigación) de por qué los algoritmos metaheurísticos son capaces de solucionar este tipo de problemas y cuál de ellos es el mejor, también se explicará cómo se elaboró dicho sistema. Por tema del curso y tiempo, tomamos lo que se nos enseña a cerca de la optimización y el uso de algoritmos metaheurísticos, por lo cual el proyecto solo se limita a encontrar las rutas óptimas, tomando valores como la distancia y gasolina. Por eso, dentro de los límites establecidos se consideraría tomar valores como capacidad de almacenamiento, capacidad de tienda, etc. Tal vez en un segundo avance o entrega se puedan añadir dichas limitaciones para hacer un programa más robusto.

## 5. Desarrollo

### 5.1. Análisis y representación del problema

El problema logístico de distribución en Culiacán requiere analizar varios puntos claves, como por ejemplo, la localización exacta de todos los centros de distribución (CD) y las tiendas o abarrotes. En la figura 1 se puede apreciar que los centros de distribución en color rojo están muy separados o en lugares geográficamente no estratégicos para llegar a las tiendas o comercios de color azul. El tener este tipo de dispersión asimétrica puede ocasionar ineficiencias en las rutas, generando recorridos redundantes, tiempos de entrega extendidos y por ende, mayores costos operativos.

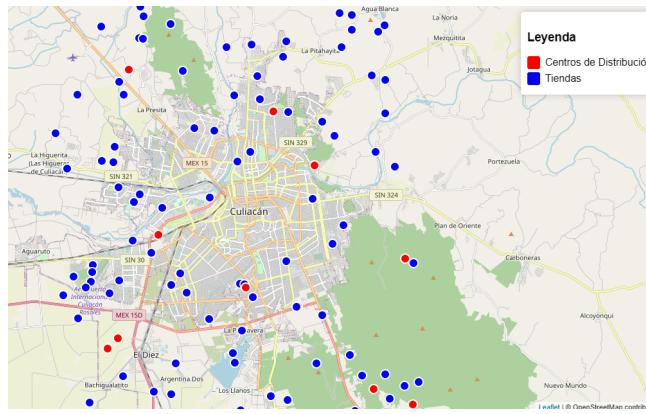


Figura 1: Mapa de la ciudad de Culiacán.

El problema se representa matemáticamente como una instancia del problema de ruteo de vehículos, “El Vehicle Routing Problem (VRP) diseña rutas de entrega óptimas donde cada vehículo solo viaja en una ruta, cada vehículo tiene las mismas características y solo hay un depósito central. El objetivo del VRP es encontrar un conjunto de rutas de vehículos de menor costo tal que cada cliente sea visitado exactamente una vez por un vehículo, cada vehículo comience y termine su ruta en el depósito, y no se exceda la capacidad de los vehículos.” [4] (Pág. 6). En dicho problema se debe establecer una función objetivo compuesta por las distancias recorridas y costos unitarios de combustible. En sí, esto representa la base para encontrar la asignación óptima que minimiza costos y satisface las demandas.

El proceso de recolección y procesamiento de datos constituye una fase crítica en el análisis. Se estructura una matriz de distancias de  $100 \times 100$  elementos, donde cada entrada representa la distancia en metros entre dos nodos específicos. También se utiliza otra matriz de costos de combustible que muestra las variaciones en los precios dentro del área de la ciudad de Culiacán. Gracias a la representación geoespacial podemos tener una vista física del problema.

## **5.2. Selección y prueba de algoritmos metaheurísticos**

La selección de un algoritmo metaheurístico se define como “un conjunto de algoritmos generales para optimización combinatoria; una de sus características es que no están diseñados para un problema concreto, todo lo contrario, son procedimientos muy flexibles y esto permite que sea posible aplicarlos a la gran mayoría de los problemas combinatorios.” [citaal] (Pág. 6). Aunque estos algoritmos representan una alta flexibilidad, se requiere hacer un análisis cuidadoso de los datos que se tienen disponibles y lo que se quiere lograr, con el fin de definir cuál es el mejor. Por esta razón, se compara el algoritmo del Recocido Simulado y la Búsqueda Tabú.

### **5.2.1. Comparación de los algoritmos**

Para poder escoger el algoritmo correcto para la solución del problema, es necesario comprender cuáles son las características de cada uno. Entre los candidatos tenemos el Recocido Simulado que “surge del proceso físico conocido como recocido, en el cual se eleva la temperatura de un sólido hasta el punto de que se vuelve líquido, a continuación, la temperatura se disminuye de forma paulatina para obtener una estructura cristalina sin defectos” [3] (Pág. 6), este se considera el algoritmo más prometedor para el problema, ya que tiene la capacidad de escapar de óptimos locales con el uso de mecanismos de aceptación probabilísticos de soluciones peores.

En el caso del algoritmo de Búsqueda Tabú, una “característica distintiva de este procedimiento es el uso de memoria adaptativa y de estrategias especiales de resolución de problemas.” [5] (Pág. 3), dicha memoria a corto plazo representa una mayor complejidad en la implementación y requiere un ajuste más delicado de parámetros.

Debido a las limitaciones de tiempo, no es posible poner a competir dichos algoritmos para analizar cuál ofrece mejores resultados. Por esta razón, se toma como referencia los resultados obtenidos en investigaciones como “Una Metaheurística de Recocido Simulado para Resolver un Problema de Ruteo de Vehículos en la Recolección de Residuos” [1] así como las características encontradas de cada algoritmo. Teniendo como resultado que, el Recocido Simulado resulta útil para la búsqueda en espacios complejos con múltiples mínimos locales, como en problemas de distribución. De esta manera, los camiones que parten de los CD no están limitados solamente una única ruta posible, evitando que queden atrapados en rutas no óptimas.

## **5.3. Codificación del algoritmo**

Para la codificación del proyecto, se decidió programarlo en Python, ya que actualmente contiene una basta cantidad de librerías muy utilizadas para desarrollos de Inteligencia Artificial, así como seguir una estructura por clases, para hacer más legible y entendible el código. Teniendo conformadas las siguientes clases del proyecto..

### **5.3.1. Clase Carga de Datos**

La clase “cargarDatos” es la responsable de obtener y validar toda la información requerida. En dicha clase se utiliza la librería de “Pandas.DataFrame” para manejar la estructura de las coordenadas, para aprovechar sus capacidades de indexación y filtrado. En la función principal “cargarDatos()” se maneja una lógica de excepciones, en la cual, primero intenta la codificación “latin1” (óptima para archivos en español) y con el proceso de carga se ejecuta mediante bloques try-except anidados para tener una robustez ante inconsistencias en los archivos de entrada. Cuando los datos no tuvieron ningún tipo de error, se cargan, aplicando una conversión “astype(float)” a las matrices numéricas, asegurando así que estas sean del tipo numérico float. La función principal retorna entonces una tupla, que contiene los tres conjuntos de datos para el problema: coordenadas, matriz de distancias y matriz de costos.

### **5.3.2. Clase Función de Costo**

En la clase “funcionDeCosto” se aplica la lógica de la función objetivo. La estructura principal utilizada es una lista llamada “Solucion = List[List[int]]” en la que se guarda la representación de una solución como una lista de rutas, en la que cada ruta sería una secuencia de nodos. La función “calcularCosto()” funciona mediante un algoritmo que acumula las iteraciones que genera cada segmento de ruta en la solución. Dicha función cuanta con dos ciclos for anidados, el for externo itera sobre las rutas, mientras que el interno procesa los tramos consecutivos dentro de cada ruta. Tenemos una validación de longitud de ruta, que para que sea válida debe tener al menos: CD - Tienda X - CD. Se realiza una indexación de matrices para obtener la distancia y costo de los nodos específicos mediante “matrizDistancia[nodoInicio, nodoFin]”. La formula que utiliza para calcular el costo sería el resultado de la multiplicación de “distancia \* costo combustible” el cual se acumula en la variable “costoTotal”.

### **5.3.3. Clase Solución**

La clase “solucion” contiene dos funciones principales. Una de ellas es “solucionInicial()” la cual nos permite asignar cada tienda a su centro de distribución más cercano mediante el cálculo de distancias reales. Utilizando la función “qdCercano()” selecciona el CD más próximo para cada tienda, creando las rutas con una estructura CD – Tienda – CD. Después tenemos la segunda función de la clase, la cual es “generarVecinos()” en la que con el operador de movimientos “random.sample()” selecciona aleatoriamente dos tiendas dentro de una misma ruta y intercambia sus posiciones. La función maneja una copia de la solución actual para preservar el estado original durante la generación de los vecinos.

#### **5.3.4. Clase Distancia**

La clase “distancia” soluciona el error del archivo de distancias matriz ya que las distancias no son correctas. Utilizando la formula Haversine considera la curvatura terrestre para calcular distancias reales en KM entre coordenadas. Con estos cálculos generamos distancias exactas y no precalculadas. Lo que hacemos es en el archivo “cargarDatos” cuando cargamos las distancias las pasamos a una función llamada “generarMatrizDistancias()” construye una matriz completa de distancias, calculando simultáneamente las distancias entre todos los nodos del sistema. También se implementa la función “cdCercano()” el cual se encarga de buscar y identificar el CD más próximo para cada tienda.

#### **5.3.5. Clase Recocido Simulado**

En la clase “recocidoSimulado()” se implementa la lógica del algoritmo metaheurístico. El algoritmo sigue el paradigma del enfriamiento simulado, la cual se inicializa en una temperatura alta “T0 = 1000” y con un enfriamiento geométrico utilizando el parámetro “alpha = 0.995”, hasta llegar a la temperatura final “TF = 0.1”. Dicho proceso se ejecuta en un ciclo principal, en donde el criterio de parada sería cuando la T sea menor a TF, además dentro de este ciclo hay otro que itera “L = 100” por temperatura en donde se genera y evalúa una solución vecina. Para los criterios de aceptación tenemos que mientras la diferencia de costos sea menor que 0 “delta j0” siempre se aceptan, y si no, entonces las soluciones peores son aceptadas con la probabilidad de aceptación “exp(-delta / T)”. Dicha probabilidad decrece junto con la temperatura, haciendo menos probable la aceptación de nuevas soluciones.

#### **5.3.6. Clase Main**

En la clase principal “main” mandamos llamar todas las funciones otras clases. La secuencia de ejecución es: carga de datos - solución inicial - optimización - visualización. También en dicha clase se creó una función “mapaRutas()”, en la que se implementa la visualización geoespacial utilizando la librería folium, permitiendo crear así, un mapa centrado en Culiacán mediante las coordenadas. Además, con una paleta de colores distintiva para cada ruta e iconos para CD y tiendas. Las rutas o aristas se trazan con una línea de color para cada ruta y muestran información del CD al que pertenece dicha ruta.

#### 5.4. Evaluación del algoritmo

Para validar los resultados del algoritmo de Recocido Simulado, se usa una comparativa que contrasta los resultados obtenidos contra método o datos de referencia. Por ejemplo, comparación con la solución inicial, verificar también la consistencia de ejecuciones y la validación visual de las rutas óptimas. Al ejecutar el sistema se obtienen los siguientes resultados por consola, como se muestra en las figuras 2, 3

Ciclo	Temperatura	Costo Actual	Mejor Costo
0	100.0000	\$ 632.38	\$ 632.38
1	95.0000	\$ 650.09	\$ 587.75
2	90.2500	\$ 592.79	\$ 537.81
3	85.7375	\$ 659.90	\$ 537.81
4	81.4586	\$ 572.37	\$ 537.81
5	77.3783	\$ 636.14	\$ 537.21
6	73.5092	\$ 645.70	\$ 537.21
7	69.8337	\$ 631.35	\$ 537.21
8	66.3426	\$ 619.27	\$ 537.21

Figura 2: Resultado consola  
parte 1

Se puede observar que, con la solución inicial aleatoria tenemos un costo inicial de 632.30 pesos, además, se ve cómo en cada iteración la temperatura va disminuyendo y el costo va cambiando, terminando hasta que la temperatura es menor a la temperatura final. Después de terminar las iteraciones se muestra el costo final óptimo, el cual fue de 281.92 pesos, teniendo una reducción de costo de 350.38 pesos. Finalmente se imprimen las rutas óptimas generadas para cada centro de distribución y, se genera un archivo html para mostrar en un mapa geoespacial 4 5 las mejores rutas mostradas en la consola.

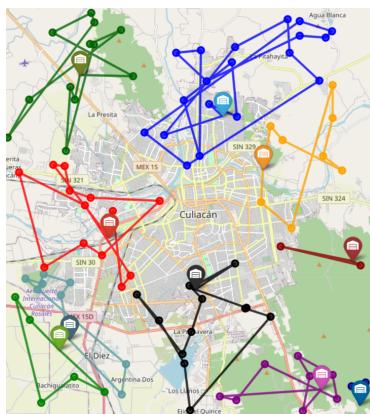


Figura 4: Mapa con las rutas optimas 1

Figura 3: Resultado consola parte 2

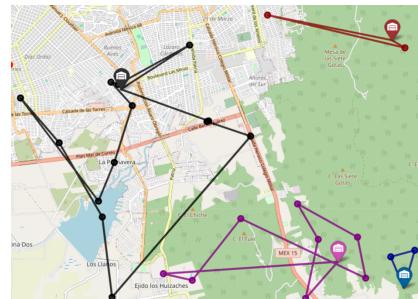


Figura 5: Mapa con las rutas optimas 2

## 6. Agenda

El proyecto constó de 9 días para su elaboración, como se puede apreciar en la figura 6 la cual representa cómo es que se dividieron los días para poder realizar dicho proyecto, siendo los cuadros de color verde los días esperados para su elaboración y rojos los días en que se realizó.

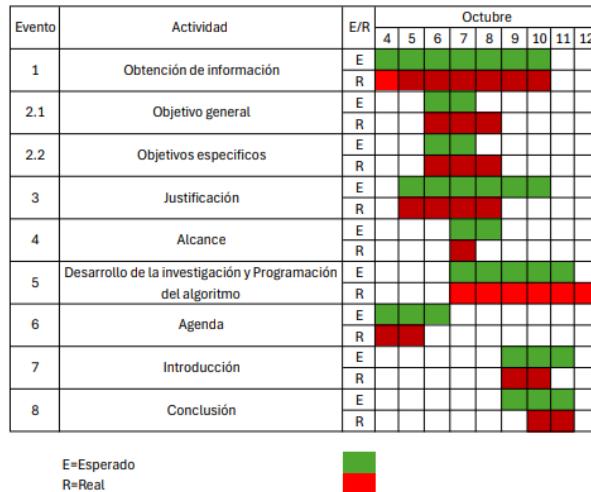


Figura 6: Cronograma de actividades

## 7. Conclusión

El desarrollo de este proyecto permitió comprobar la eficacia de los algoritmos metaherurísticos, específicamente el Recocido Simulado, para resolver problemas complejos de optimización como el Problema de Enrutamiento de Vehículos (VRP). A través de su implementación, se logró generar rutas de distribución más eficientes entre los centros de distribución y las tiendas de la ciudad de Culiacán, teniendo una reducción significativa en los costos de transporte y consumo de combustible. El sistema propuesto demostró que la aplicación de técnicas de optimización combinatoria puede mejorar de manera notable la gestión logística urbana, al ofrecer soluciones cercanas al óptimo global con un esfuerzo computacional reducido. Además, la representación geoespacial facilitó la interpretación visual de los resultados, permitiendo identificar las rutas más convenientes y comprender el impacto directo de la optimización sobre el desempeño operativo. En conclusión, la implementación del algoritmo de Recocido Simulado demostró ser una herramienta eficaz para la optimización de rutas de distribución, contribuyendo a la reducción de costos, mejora de la eficiencia operativa y al aprovechamiento inteligente de los recursos disponibles.

## Referencias

- [1] Matías Fermani, Diego Gabriel Rossit y Adrián Toncovich. «Una Metaheurística de Recocido Simulado para Resolver un Problema de Ruteo de Vehículos en la Recolección de Residuos». En: *INMABB, Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET, Argentina*. 2020, págs. 1-14. URL: <https://goo.su/IHL5z>.
- [2] Nacional Gasolinero. *Precios nacionales de gasolina y diésel en México*. <https://nacionalgasolinero.com/>. Último acceso: 05 de octubre de 2025. 2025.
- [3] Salvador Hernández José Omar Hernández. «Algoritmo recocido simulado para el problema de la programación del tamaño del lote económico bajo el enfoque de ciclo básico». En: *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*. 2011, págs. 1-14. URL: <https://www.redalyc.org/pdf/772/77221486015.pdf>.
- [4] Katrien Ramaekers Kris Braekers. «The Vehicle Routing Problem: State of the Art Classification and Review». En: *Computers Industrial Engineering* (2015). DOI: 10.1016/j.cie.2015.12.007.
- [5] Belén Melián. «Búsqueda Tabú». En: *Leeds School of Business, University of Colorado at Boulder*. 2003, págs. 1-21. URL: <https://www.redalyc.org/pdf/925/92571902.pdf>.
- [6] Gobierno de México. *Perfil socioeconómico de Culiacán*. <https://goo.su/qEyBG0>. Último acceso: 05 de octubre de 2025. 2025.
- [7] Weather Spark. *Clima promedio en verano en Culiacán, México*. <https://goo.su/G6xnVzg>. Último acceso: 05 de octubre de 2025. 2025.