



**TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO**



Integrantes:

Herrera Quiñones Abraham Gael

Ochoa Aviles Edgar

Carrera:

Ingeniería En Sistemas Computacionales

Materia:

Tópicos De IA

Tarea:

Sistema de enrutamiento para tiendas de autoservicio (Modulo II)

Profesor:

Zuriel Dathan Mora Felix

Grupo:

12:00 - 13:00 PM

Fecha:

12/10/2025

GITHUB LINK:

[https://github.com/edgarochoa00/Topicos-De-Inteligencia-Artificial/tree/main/MODULO%](https://github.com/edgarochoa00/Topicos-De-Inteligencia-Artificial/tree/main/MODULO%202)

202

Índice

- 1. Resumen**
- 2. Introducción**
- 3. Planteamiento del problema**
- 4. Objetivo general y objetivos específicos**
- 5. Marco teórico**
- 6. Modelo matemático**
- 7. Selección y justificación del algoritmo**
- 8. Desarrollo e implementación**
- 9. Datos y cartografía de apoyo**
- 10. Métricas y protocolo experimental**
- 11. Resultados esperados**
- 12. Discusión**
- 13. Cronograma**
- 14. Conclusiones**

Optimización de rutas de distribución con recocido simulado en un MDVRP para tiendas de autoservicio en Culiacán, Sinaloa

Resumen

Se aborda la optimización de rutas de distribución para tiendas de autoservicio ubicada en Culiacán, Sinaloa, modelando el problema como Vehicle Routing Problem con múltiples depósitos (MDVRP). Se propone una solución basada en Recocido Simulado (SA) reforzada con búsqueda local (2-opt, relocate y swap), orientada a minimizar el costo de combustible y la distancia total recorrida bajo restricciones de capacidad. Se contrasta SA con Búsqueda Tabú (TS) y se justifican criterios de elección. Se presenta una formulación matemática, el diseño experimental (métricas, líneas base, protocolo) y un cronograma. La discusión evalúa beneficios, riesgos y extensiones (ventanas de tiempo, tiempo dependiente y ALNS). El trabajo se fundamenta en literatura clásica y reciente de VRP/MDVRP y metaheurísticas (Clarke & Wright, 1964; Kirkpatrick et al., 1983; Glover, 1989, 1990; Toth & Vigo, 2014; Montoya-Torres et al., 2015).

1. Introducción

La distribución urbana de abarrotes desde varios centros de distribución hacia múltiples sucursales es un reto operativo de alto impacto para los costos logísticos y el nivel de servicio. Este tipo de problema se modela comúnmente como un MDVRP, que extiende el VRP clásico para contemplar más de un depósito, incrementando la complejidad combinatoria y la dificultad de resolverlo exactamente a gran escala (Toth & Vigo, 2014; Montoya-Torres et al., 2015). Dada su naturaleza NP-difícil, las metaheurísticas han sido adoptadas de forma amplia por su capacidad de producir soluciones de alta calidad en tiempos razonables en instancias reales con restricciones y objetivos múltiples (Toth & Vigo, 2014).

2. Planteamiento del problema

Se considera una red con varios centros de distribución y sucursales en el área urbana de Culiacán. Cada sucursal presenta una demanda y cada vehículo posee capacidad limitada. El objetivo es construir rutas que inicien y terminen en un depósito, visiten cada sucursal exactamente una vez y minimicen un costo compuesto que prioriza el combustible y, en segundo plano, la distancia total. Se contemplan factores operativos como tiempo de servicio, velocidades medias y, como extensión, posibles ventanas de tiempo y patrones de tráfico urbanos (Toth & Vigo, 2014; Montoya-Torres et al., 2015).

3. Objetivo general y objetivos específicos

Objetivo general. Diseñar e implementar una solución computacional basada en un algoritmo heurístico/metaheurístico (SA o TS) para optimizar rutas de distribución desde múltiples centros de distribución hacia sucursales de una cadena de restaurantes en Culiacán, con énfasis en reducir el costo de combustible y la distancia.

Objetivos específicos.

1. Analizar el contexto logístico y las restricciones del problema.
 2. Formular el MDVRP como problema de optimización combinatoria.
 3. Revisar y comparar SA y TS; justificar la elección.
 4. Desarrollar una implementación computacional modular y documentada.
 5. Diseñar pruebas con datos de muestra y métricas pertinentes.
 6. Evaluar el desempeño frente a líneas base y discutir resultados y limitaciones.
-

4. Marco teórico

4.1. VRP y MDVRP

El VRP consiste en determinar rutas para una flota que atiende clientes con demanda bajo restricciones de capacidad, buscando minimizar un costo agregado. El MDVRP añade la decisión de asignación depósito-cliente y la secuenciación de visitas por vehículo, lo que incrementa el espacio de búsqueda y la dificultad de obtención de soluciones óptimas exactas (Toth & Vigo, 2014; Montoya-Torres et al., 2015).

4.2. Heurísticas constructivas y búsqueda local

El método de ahorros de Clarke-Wright es un constructivo clásico que aprovecha “ahorros” por combinar arcos, produciendo rápidamente soluciones razonables que suelen emplearse como línea base (Clarke & Wright, 1964). Las técnicas de búsqueda local como 2-opt, relocate y swap constituyen vecindarios estándar y efectivos para mejorar soluciones mediante modificaciones locales iterativas (Toth & Vigo, 2014).

4.3. Metaheurísticas: SA y TS

El Recocido Simulado permite aceptar movimientos que empeoran la solución con una probabilidad que depende de la diferencia de costos y de una “temperatura”, facilitando la salida de óptimos locales y balanceando exploración y explotación (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983). La Búsqueda Tabú guía la exploración con memorias (lista tabú, aspiración, intensificación/diversificación), evitando ciclos y promoviendo búsquedas más sistemáticas en espacios complejos (Glover, 1989, 1990).

5. Modelo matemático (formulación base)

Sea K el conjunto de depósitos, C el conjunto de sucursales y $V = K \cup C$ el conjunto de nodos. Para cada par (i, j) se dispone de distancia d_{ij} y costo de combustible f_{ij} . Cada sucursal $i \in C$ tiene demanda q_i y los vehículos una capacidad Q .

- **Variables:** $x_{kij} \in \{0, 1\}$ indica si un vehículo del depósito $k \in K$ recorre el arco $i \rightarrow j$. Se introducen variables auxiliares u_i para controlar la carga y eliminar subciclos (formulaciones tipo MTZ o variantes).
- **Objetivo** (agregado):

$$\min \sum_{k \in K} \sum_{i,j \in V} (\alpha d_{ij} + \beta f_{ij}) x_{kij}$$

- **Restricciones** (esquema):
 - (i) **Cobertura**: cada sucursal es atendida exactamente una vez.
 - (ii) **Flujo**: conservación de flujo en cada ruta.
 - (iii) **Capacidad**: carga acumulada no excede Q .
 - (iv) **Inicio/fin**: cada ruta comienza y concluye en su depósito de origen.

Esta formulación captura el núcleo del MDVRP y puede extenderse para **ventanas de tiempo o tiempos dependientes** mediante variables y restricciones adicionales (Toth & Vigo, 2014; Montoya-Torres et al., 2015).

6. Selección y justificación del algoritmo

Evidencia teórica y práctica. SA ofrece un mecanismo de escape de óptimos locales bien entendido y controlado por un calendario de enfriamiento (Kirkpatrick et al., 1983). TS provee memoria adaptativa que acelera convergencia y evita ciclos, con resultados sólidos en ruteo (Glover, 1989, 1990).

Criterios para el caso de estudio.

1. Robustez frente a un objetivo compuesto (combustible priorizado y distancia como criterio secundario).
2. Compatibilidad con vecindarios estándar (2-opt/relocate/swap).
3. Calibración razonable y reproducibilidad (semillas, tasa de aceptación inicial, enfriamiento geométrico).

Elección propuesta. Recocido Simulado como algoritmo principal, por su facilidad de integración con búsqueda local y su adecuación a objetivos compuestos; Búsqueda Tabú se considera alternativa o complemento para escenarios con restricciones temporales más estrictas o cuando se requiera intensificación guiada (Kirkpatrick et al., 1983; Glover, 1989, 1990; Toth & Vigo, 2014).

7. Desarrollo e implementación

7.1. Flujo general

1. Ingesta y validación de datos: tabla de distribución (depósitos/sucursales, coordenadas, demanda) y matrices de distancia y costo de combustible; verificación de tamaños, simetrías y consistencias.
 2. Solución inicial: construcción con un esquema de vecino más cercano o, cuando exista, ruta prediseñada validada.
 3. Mejora local: aplicación iterativa de 2-opt, relocate y swap hasta estancamiento.
 4. Recocido Simulado: generación de vecinos con operadores anteriores, aceptación por probabilidad $\exp(-\Delta/T)$, enfriamiento geométrico $T \leftarrow \lambda T$ y multistart para robustez.
 5. Selección final: elección de la mejor solución según combustible (criterio primario) y distancia como desempate.
 6. Reporte: tablas por ruta y por depósito, resumen global y visualizaciones (barras comparativas, histograma de ahorros y diagrama de dispersión).
-

8. Datos y cartografía de apoyo

La solución requiere:

- (i) tabla de distribución (depósitos/sucursales, coordenadas, demanda, opcionalmente rutas prediseñadas);
 - (ii) matriz de distancia;
 - (iii) matriz de costos de combustible. Para validaciones geográficas y visualización de rutas en el área urbana de Culiacán, pueden emplearse capas cartográficas oficiales y el Marco Geoestadístico como referencia geoespacial (INEGI, s. f.).
-

9. Métricas y protocolo experimental

Métricas primarias. (a) **Costo de combustible** total $\sum f_{ij}$; (b) **distancia** total $\sum d_{ij}$.

Métricas secundarias. tiempo de ruta, número de vehículos y **balance de carga** entre rutas.

Líneas base. (a) solución prediseñada (si existe), (b) **vecino más cercano**, y (c) **Clarke-Wright** como heurístico clásico (Clarke & Wright, 1964).

Diseño de experimentos.

- **Multistart** con distintas semillas para evaluar robustez.
- Límites de iteraciones y/o tiempo por instancia.
- Reportes de **mediana**, **IQR** y curvas de **evolución del costo** para diagnosticar el enfriamiento y la intensificación.

Este protocolo está en línea con prácticas habituales en VRP y metaheurísticas (Toth & Vigo, 2014).

10. Resultados esperados

Se esperan reducciones significativas en combustible y distancia respecto a constructivos (vecino más cercano, Clarke-Wright), con tiempos de cómputo adecuados para instancias reales. La combinación de búsqueda local efectiva y SA favorece la calidad de la solución y la estabilidad entre corridas al utilizar multistart con control de semillas (Kirkpatrick et al., 1983; Clarke & Wright, 1964; Toth & Vigo, 2014).

11. Discusión

Fortalezas. SA ofrece un marco sencillo y robusto para incorporar objetivos múltiples y vecindarios conocidos, con pocos hiper parámetros y buen balance exploración-explotación.

Debilidades. Requiere calibración (temperatura y enfriamiento); sin una tasa de aceptación

adecuada puede estancarse o derivar. **Alternativas y extensiones.** TS añade memoria y criterios de aspiración útiles en variantes con mayores restricciones; marcos LNS/ALNS

incrementan el alcance de la búsqueda con vecindarios grandes y adaptación de operadores (Glover, 1989, 1990; Toth & Vigo, 2014).

12. Cronograma

- Semana 1: revisión y limpieza de datos; definición de métricas y líneas base.
 - Semana 2: implementación/verificación de constructivo y búsqueda local; pruebas unitarias.
 - Semana 3: calibración de SA (temperatura, λ , criterios de parada).
 - Semana 4: corridas multistart, análisis estadístico, gráficos y tablas.
 - Semana 5: elaboración del informe final, anexos técnicos y preparación de la presentación.
-

13. Conclusiones

El MDVRP de Culiacán puede abordarse eficazmente con Recocido Simulado integrado a búsqueda local sobre vecindarios estándar, priorizando combustible y empleando distancia como criterio de desempate. La literatura respalda la pertinencia de SA y su competitividad frente a constructivos y otras metaheurísticas bajo condiciones operativas realistas. Búsqueda Tabú y ALNS surgen como líneas de mejora para escenarios con restricciones temporales más estrictas, intensificación guiada o requerimientos de escalamiento adicional (Kirkpatrick et al., 1983; Glover, 1989, 1990; Toth & Vigo, 2014; Montoya-Torres et al., 2015).

Referencias (formato APA 7.^a)

Clarke, G., & Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12(4), 568–581.

<https://doi.org/10.1287/opre.12.4.568>

Glover, F. (1989). Tabu search—Part I. *ORSA Journal on Computing*, 1(3), 190–206.

<https://doi.org/10.1287/ijoc.1.3.190>

Glover, F. (1990). Tabu search—Part II. *ORSA Journal on Computing*, 2(1), 4–32.

Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Jr., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671–680. <https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671>

Montoya-Torres, J. R., López Franco, J., Nieto Isaza, S., Felizzola Jiménez, H., & Herazo-Padilla, N. (2015). A literature review on the vehicle routing problem with multiple depots. *Computers & Industrial Engineering*, 79, 115–129.

<https://doi.org/10.1016/j.cie.2014.10.029>

Toth, P., & Vigo, D. (Eds.). (2014). *Vehicle routing: Problems, methods, and applications* (2nd ed.). SIAM.

INEGI. (s. f.). *Marco Geoestadístico*. Instituto Nacional de Estadística y Geografía.

<https://www.inegi.org.mx/temas/mg/>
