



UNIVERSITAT  
POLITÈCNICA  
DE VALÈNCIA



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática

Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en  
transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

Trabajo Fin de Máster

Máster Universitario en Ingeniería Informática

AUTOR/A: Velez Gutierrez, Jesus Enrique

Tutor/a: Garrido Tejero, Antonio

CURSO ACADÉMICO: 2021/2022

## Resumen

---

Productos perecederos como lo son las vacunas que requieren mantener una temperatura constante o cadena de frío, proponen un reto a la hora de transportarse, aún más cuando este tipo de mercancía maneja condiciones específicas que son difíciles de considerar durante la planeación de su ruta de transporte. Así se evidenció durante y después de la pandemia del COVID-19, donde el diseño de rutas de suministro de las vacunas fue esencial para combatir el agente viral.

De igual forma, algunas entidades apuestan por estrategias que involucran el transporte multimodal, para llevar a cabo su labor social de llevar vacunas de diferente índole a zonas remotas alrededor del mundo, por lo que es oportuno plantear herramientas que optimicen y faciliten esta labor.

Una de estas estrategias se explora en este trabajo por medio de técnicas de inteligencia artificial como lo son las Metaheurísticas, en busca de modelar y optimizar las rutas con transporte multimodal, en lo que podría asociarse con problemas de enrutamiento de vehículos.

**Palabras clave:** VRP, Metaheurística, Optimización, Transporte multimodal, Perecederos

# Abstract

---

Perishable products such as vaccines require special care on keep a constant temperature or a stable cool chain, which make its transportation quite challenging, even more for those vaccines with specific conditions that are difficult to consider while the delivery routing is planning. That was seen on and after the COVID-19 pandemic, where the design of supply routes was essential to beat the viral agent.

This labor it also held by some entities which look for supply vaccines for different diseases to regions really far away, reason by they bet for use Multimodal transportation strategies. So then is appropriate to work on tools that help in this labor, which is the goal of this document, where it explores the option to apply IA techniques such as Metaheuristics, in order to model and optimize the design of multimodal transportation routes, which can also related with vehicle routing problems.

**Keywords:** VRP, Metaheuristics, Optimization, Multimodal transport, Perishable.



# Tabla de figuras

---

Ilustración 1. Proceso para la implementación de algoritmos de optimización .....	12
Ilustración 2. Pseudocódigo del algoritmo de Simulated annealing (SA) .....	14
Ilustración 3. Pseudocódigo del algoritmo genético .....	15
Ilustración 4. Pseudocódigo del algoritmo de colonia de hormigas .....	15
Ilustración 5. Representación gráfica del transporte multimodal .....	16
Ilustración 6. Transporte de vacunas en canoas .....	17
Ilustración 7. Mapa de puntos de fabricación de vacunas contra el COVID-19 .....	22
Ilustración 8. Cadena de suministro de vacunas desde su origen hasta el punto de atención .....	23
Ilustración 9. Grafo direccional de rutas y puntos, siendo A el laboratorio en Puurs y G el hospital .....	24
Ilustración 10. Modelo de adaptación del Pymoo para incluir SA .....	35
Ilustración 11. Resultados de GA variando la presión del torneo para el problema 1 ..	39
Ilustración 12. Resultados de GA variando la presión del torneo para el problema 2 ..	40
Ilustración 13. Resultados de GA variando la probabilidad de mutación para el problema 1 ..	40
Ilustración 14. Resultados de GA variando la probabilidad de mutación para el problema 2 ..	41
Ilustración 15. Resultados de GA variando la población para el problema 1 ..	41
Ilustración 16. Resultados de GA variando la población para el problema 2 ..	42
Ilustración 17. Comparación de resultados de GA con población 600 y 900 ..	42
Ilustración 18. Comparación de resultados de GA y SA en el tiempo del problema 3 ..	43
Ilustración 19. Comparación de resultado entre GA y SA a través del tiempo del problema 4 ..	44
Ilustración 20. Comparación de resultado entre GA y SA a través del tiempo del problema 5 ..	45
Ilustración 21. Optimización de ruta Chicago (USA) a Bahía Cook (Vanuatu), posible ruta de UNICEF ..	46
Ilustración 22. Representación geográfica de posibles rutas del problema 2 ..	51

# Tablas

---

Tabla 1. Comparación entre VRP, IRP y el problema planteado.....	21
Tabla 2. Características de vehículos .....	24
Tabla 3. Matriz de conexiones entre puntos y sus vehículos disponibles .....	25
Tabla 4. Matriz de distancias de conexiones por vehículo .....	26
Tabla 5. Matriz de opciones con distancias que no cumplen con la distancia máxima del vehículo .....	26
Tabla 6. Matriz de tiempos por trayecto descartando las opciones que superan el tiempo.....	27
Tabla 7. Matriz de temperaturas por trayecto descartadas por superar la temperatura mínima de la mercancía.....	27
Tabla 8. Matriz de costos totales de recorrer un trayecto con un vehículo, sombreando aquellas opciones descartadas y resaltando las de menor costo.....	28
Tabla 9. Posible solución factible, utilizando los valores con menor costo .....	28
Tabla 10. Solución encontrada por el GA con parámetros por defecto al problema inicial .....	36
Tabla 11. Descripción de problemas 1 y 2 para pruebas de operadores de GA, *Ver detalles en los anexos .....	37
Tabla 12. Descripción problemas 3, 4 y 5 para pruebas con SA.....	38
Tabla 13. Descripción problema 6 como casi cercano a la realidad con elevado número de variables para la prueba final .....	39
Tabla 14. Mejor solución encontrada por GA al problema 1.....	43
Tabla 15. Mejor solución encontrada por GA al problema 2.....	43
Tabla 16. Comparación entre soluciones encontradas por SA y GA al problema 3.....	44
Tabla 17. Comparación de soluciones encontradas por SA y GA al problema 4.....	44
Tabla 18. Comparación de soluciones encontradas por SA y GA al problema 5.....	45
Tabla 19. Soluciones encontradas para el problema 6 con SA .....	46



# Tabla de contenidos

---

1.	Introducción .....	9
1.1.	Motivación .....	9
1.2.	Objetivos .....	10
1.3.	Impacto Esperado.....	10
1.4.	Metodología.....	11
1.5.	Estructura .....	11
2.	Estado del arte .....	12
2.1.	Optimización de problemas .....	12
2.2.	Metaheurísticas .....	13
2.3.	Transporte Multimodal .....	15
2.4.	Transporte Multimodal de mercancías con cadena de frío.....	17
2.5.	Optimización del Transporte Multimodal .....	18
2.6.	Metaheurísticas en el transporte multimodal.....	19
2.7.	Frameworks de Optimización .....	19
2.8.	Propuesta .....	20
3.	Análisis del problema.....	22
3.1.	Formulación.....	22
3.2.	Modelo.....	29
4.	Solución propuesta.....	32
4.1.	Codificación .....	32
4.2.	Tecnología Utilizada .....	33
4.3.	Diseño de la solución.....	33
	Genetic Algorithm (GA):.....	33
	Simulated Annealing Algorithm (SA):.....	34
5.	Análisis y Resultados.....	36
5.1.	Pruebas .....	36
	Pruebas de Genetic Algorithm (GA):.....	36
	Pruebas de comparación entre SA y GA:.....	37
	Prueba final .....	38
5.2.	Resultados .....	39
	Puesta a punto del Genetic Algorithm (GA) .....	39
	Comparación entre Genetic Algorithm (GA) y Simulated Annealing (SA).....	43

Resultados prueba final .....	45
6. Conclusiones .....	47
6.1. Trabajo futuro .....	48
6.2. Relación del trabajo desarrollado con los estudios cursados .....	48
7. Referencias .....	49
Anexos .....	51
Código Fuente y bases de datos .....	51
Problema 2 .....	51
Problema 3, 4 y 5.....	60
OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE .....	64
Glosario .....	66

# Lista de abreviaturas

---

**ML:** Machine Learning

**IA:** Inteligencia Artificial

**UPV:** Universitat Politècnica de València

**NP:** Nondeterministic polynomial time

**SA:** Simulated annealing

**AG:** Genetic Algorithm

**ACO:** Ant Colony

**TS:** Tabu Search

**UNICEF:** United Nations Children's Fund

**TSP:** Travel Salesman Problem

**VRP:** Vehicle Routing Problem

**IRP:** Inventory Routing Problem

**OOP:** Object Oriented Problem



# 1. Introducción

---

La temática de este trabajo está inspirada en una de las propuestas de tesis del tutor, quien proyectaba el planteamiento de soluciones informáticas que mejoren el transporte multimodal mediante el uso de estrategias y técnicas metaheurísticas.

Se entiende como transporte multimodal el traslado de mercancía que combina al menos 2 modos de transporte distintos, sobre un único contrato de transporte; hablando logísticamente, el transporte multimodal posibilita hacer uso del medio de transporte más adecuado dependiendo de la geografía o infraestructura disponible, como por ejemplo el uso de barcos, camiones, trenes y en si cualquier vehículo disponible, mejorando costos y tiempos. (UPV YouTube Transporte Multimodal | UPV)

Este tipo de logística plantea un reto a la hora de definir las rutas estratégicas de las cadenas de suministros, por lo que puede ser beneficioso implementar herramientas tecnológicas y de información que apoyen a la toma de estas decisiones.

Al crear estos mecanismos inteligentes, se pueden hacer uso de algoritmos metaheurísticos, con el objetivo de encontrar soluciones que satisfagan en cierta medida los requerimientos o necesidades de la problemática, este tipo de algoritmos tienen la ventaja de ser flexibles ante cualquier problema y están diseñados para dar soluciones en un tiempo prudente y con muy buenos resultados como los que se podría obtener un experimentado operador logístico después de una ardua jornada de trabajo.

Para hacer uso de estos algoritmos, se hace necesario plantear el problema desde una perspectiva lógica matemática, lo que comúnmente se conoce como modelado matemático, que permita a los algoritmos una exploración de todas aquellas posibles soluciones del problema basado en un indicador o brújula, a lo se le denomina heurística.

De manera similar, se abordará la problemática alrededor del transporte multimodal, como se explicó anteriormente, con el fin de plantear la aplicación de un agente inteligente que apoye la toma de decisiones logísticas en el enrutamiento de vehículos.

## 1.1. Motivación

Evidenciando como la inteligencia artificial (IA) se vuelve el eje principal de una nueva era informática, donde cada vez más, máquinas como herramientas, pueden apoyar las labores humanas generando una mayor calidad de vida, es de gran interés para el autor, acercarse a esta área con el fin proyectar nuevas ideas hacia el futuro y ser parte del avance y desarrollo; es así como también se consideraron temáticas de proyectos con Machine Learning (ML) y ciencia de datos, pero la selección dio la oportunidad de explorar el campo de la optimización.

En un principio, la temática se enfocaba en optimizar rutas para ciudades inteligentes, sin embargo, el autor se motivó por la optimización de cadenas de suministros de mercancías, sujetas a restricciones de la cadena de frío, como lo son las vacunas; esto debido a que durante y después de la pandemia del 2020, se reflejaron fallas en la logística para suministrar dichos medicamentos a diferentes regiones, lo que abrió el planteamiento de cómo ofrecer una solución informática a este aspecto.

## 1.2. Objetivos

El objetivo de este trabajo es mostrar de principio a fin la implementación de un agente inteligente basado en técnicas metaheurísticas para apoyar la toma de decisiones respecto al transporte multimodal de productos, con cadenas de frío o frágilmente perecederos, como lo son las vacunas.

En específico, el presente trabajo abordará 3 puntos:

- Plantear y modelar correctamente el problema del transporte de mercancías perecederas con cadena de frío, con el uso de estrategias de transporte multimodal, para optimizar los costos y tiempos de la operación.
- Evaluar diferentes técnicas metaheurísticas y determinar la que mejor se adapte al modelo y al problema planteado.
- Poner a prueba el modelo y el algoritmo en la solución de problemas lo más cercanos a la realidad.

## 1.3. Impacto Esperado

Planear la logística de las cadenas de suministros suele ser un reto constante, aún más para aquellas mercancías perecederas, que tienen condiciones especiales, como lo son las vacunas, que deben mantener una cadena de frío estricta.

Definir mejores rutas para hacer la entrega de este tipo de mercancías pueden reflejar ahorros significativos para el operador, pero también puede mejorar la calidad y tiempos con la que se entrega la mercancía; hablando específicamente de alimentos y medicamentos, mantener su cadena de frío significa un mayor tiempo de vigencia, lo que es fundamental para regiones con escasos recursos, cuyo mantenimiento y acceso a estos tipos de productos pueden ser vitales.

Ofrecer una solución informática que ayude a planear y tomar mejores decisiones en cuanto a las rutas de entrega, beneficiaría no solo a los comerciantes y operadores, sino, como se presenta en este trabajo, a operaciones humanitarias que buscan llevar medicamentos o alimentos a regiones remotas y de difícil acceso, beneficiando así también al consumidor.

## **1.4. Metodología**

En el marco de este trabajo, se realizó una investigación sobre el transporte de mercancías con transporte multimodal, con el fin de identificar los aspectos importantes para tener en cuenta al momento de diseñar y formular el problema. Por otra parte, también se hizo una revisión de artículos o investigaciones de problemas similares que hagan uso de técnicas metaheurísticas, que pueda aportar información en cómo abordar el problema.

En el contexto de la problemática, se definió y modeló de manera lógica y matemática el problema, de la cual se plantea la codificación más adecuada para que los algoritmos metaheurísticos sean capaces de encontrar buenas soluciones. Una vez implementados, se evalúan cada algoritmo con distintos problemas y bajo diferentes parámetros para escoger el que mejor rendimiento ofrece.

Una vez escogido el mejor algoritmo, se utiliza este en un problema lo más cercano a la realidad, para poner a prueba su eficacia y observar su comportamiento y así tener algunos valores de referencia en lo que respecta al tiempo de ejecución, para otros problemas reales de menor o mayor complejidad.

Para el análisis de datos se empleará Google Data Studio y la librería Dev Extreme, para generar las gráficas; para la implementación de los algoritmos se utiliza el lenguaje de programación Python basándose en la selección previa del framework Pymoo.

## **1.5. Estructura**

El documento se divide en siete secciones, una primera sección introductoria al tema y al alcance de este trabajo, que posteriormente será profundizada en la sección dos, donde se abarca una investigación sobre los temas claves del trabajo.

En la sección tres se presenta todo el proceso de diseño y modelado del problema, mientras que en la sección cuatro se abarca el cómo se acopla a los algoritmos metaheurísticos, que posteriormente serán implementados, analizados y aplicados con diferentes problemas en la sección cinco, dando paso a la sección seis de conclusiones; en la sección siete se encontrarán las referencias bibliográficas y anexos del presente trabajo, al igual que la sección de glosario de términos que se suelen utilizar en el campo.

## 2. Estado del arte

---

### 2.1. Optimización de problemas

Muchos de los problemas de la realidad, pueden expresarse como combinatorios, representándolos como un conjunto de opciones del cual se pueden escoger un subconjunto de estas; sin embargo, el número de posibilidades que se pueden obtener es demasiado elevado y evaluar una por una, para encontrar la mejor puede tomar un tiempo excesivamente grande aún para la tecnología de hoy en día.

La resolución de un problema combinatorio puede considerarse como un proceso de toma de decisión entre múltiples opciones, en la ciencia de la computación, este proceso considera los siguientes pasos (Talbi, 2009):

- **Formulación:** Donde se identifica el problema de decisión a resolver, recopilando toda información necesaria sobre este.
- **Modelado:** Donde se abstrae toda la información recopilada en un modelo matemático
- **Optimización:** Se resuelve el problema para encontrar una solución óptima o subóptima
- **Implementación:** Se implementa la solución obtenida y se verifica que esta sea aceptable o no, dando retroalimentación para mejorar el modelo o la optimización.

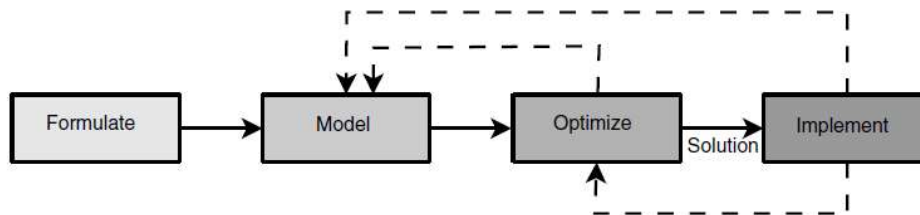


Ilustración 1 Proceso para la implementación de algoritmos de optimización, tomada de (Talbi, 2009)

Para abstraer la toma de decisiones en el modelado, se utilizan las variables de decisión que representan el conjunto de todo lo que se puede escoger, y de igual forma, como en todo problema de la vida real, también se definen las restricciones que deben ser tenidas en cuenta durante el proceso de resolución.

Teniendo en cuenta que puede haber uno o varios objetivos a optimizar, cada uno se representa en forma de funciones matemáticas que indican el valor de afinidad de cada solución provista, volviéndose una tarea de búsqueda del máximo o mínimo según como convenga.

Los valores de afinidad también son conocidos como heurísticas, palabra que viene del griego *Heuriskein* y se define como hallar o inventar<sup>1</sup>. Encontrar entonces aquella combinación con el menor o mayor valor de afinidad, que a su vez cumpla con todas las restricciones y mantenga un equilibrio entre todos los objetivos, sería la mejor decisión por tomar.

Los problemas y sus modelos pueden clasificarse según el número de objetivos que tengan: al ser solo uno, se suele llamar de objetivo simple (Single-objective), y si son más de uno, como multiobjetivo (Multi-objective).

Cuando se trata de problemas multiobjetivo se pueden encontrar soluciones que mejoren un objetivo, pero que disminuyan otros, por lo que en estos casos se busca es el conjunto de soluciones que optimicen la funciones objetivo, también llamada la frontera de Pareto (Talbi, 2009).

Representando las soluciones del problema con sus valores de afinidad, a veces pueden ser fácilmente graficados en un plano dimensional, donde se pueden evidenciar valles o colinas, que serían el equivalente a los máximos o mínimos locales, y encontrar la colina más alta o el valle más hondo, significaría encontrar el máximo o mínimo global, sin embargo, este espacio dimensional puede ser tan extenso que encontrarlo o graficarlo representa un enorme esfuerzo, por lo que algunos de estos extensos problemas se les llama NP-Difícil o NP-Hard.

## 2.2. Metaheurísticas

Las metaheurísticas, son una de las técnicas que se plantean para la búsqueda de la mejor solución a problemas combinatorios, algunas se basan en explorar diferentes soluciones de manera aleatoria con el fin de evitar quedarse atrapado en los óptimos locales, en donde se suele encontrar siempre la misma solución que no necesariamente es la más óptima de todas; otras técnicas, se basan en adoptar comportamientos naturales o sociales para explorar o mejorar diferentes soluciones y llegar así a una solución óptima en un tiempo de ejecución prudente, a lo que se refieren como tiempo polinomial.

Algunas de estas técnicas son:

**Simulated annealing (Cocinado simulado), SA:** Es uno de los métodos metaheurísticos más simples, más conocidos y seguramente más utilizados. Se basa en una analogía de la física termodinámica y más específico en la metalurgia, donde se calienta un metal a altas temperaturas y posteriormente se enfría para darle forma.

De igual manera, este algoritmo busca soluciones explorando el espacio con una temperatura inicial muy alta, con la que definirá si acepta o no soluciones para evaluar, y que posteriormente se va enfriando como si fuera un metal, evitando así quedar atrapado en un óptimo local gracias al criterio de aceptación de Metrópolis (Salhi, 2014).

---

<sup>1</sup> Real Academia Española, RAE, Website, enlace: <https://dle.rae.es/heur%C3%ADstico>

---

**Simulated annealing algorithm**

---

```
1 Select the best solution vector  $x_0$  to be optimized
2 Initialize the parameters: temperature  $T$ , Boltzmann's constant  $k$ , reduction factor  $c$ 
3 while termination criterion is not satisfied do
4     for number of new solution
5         Select a new solution:  $x_0 + \Delta x$ 
6         if  $f(x_0 + \Delta x) > f(x_0)$  then
7              $f_{\text{new}} = f(x_0 + \Delta x)$ ;  $x_0 = x_0 + \Delta x$ 
8         else
9              $\Delta f = f(x_0 + \Delta x) - f(x_0)$ 
10            random  $r(0, 1)$ 
11            if  $r > \exp(-\Delta f/kT)$  then
12                 $f_{\text{new}} = f(x_0 + \Delta x)$ ,  $x_0 = x_0 + \Delta x$ 
13            else
14                 $f_{\text{new}} = f(x_0)$ ,
15            end if
16        end if
17         $f = f_{\text{new}}$ 
18        Decrease the temperature periodically:  $T = c \times T$ 
19    end for
20 end while
```

---

Ilustración 2 Pseudocódigo del algoritmo de Simulated annealing (SA), tomado de (Rere, L.M. & Fanany, Mohamad Ivan & Arymurthy, Aniati. (2015). Simulated Annealing Algorithm for Deep Learning. Procedia Computer Science. 72. 10.1016/j.procs.2015.12.114.)

**Genetic Algorithm (Algoritmo genético), GA:** El algoritmo genético se basa en la teoría de la evolución, donde una comunidad tendrá reproducción, herencia y mutación para que por medio de la selección natural solo sobrevivan los óptimos; de manera análoga el algoritmo trata las soluciones como individuos, generando una simulación de evolución con una población o conjunto de estas.

En resumen, el algoritmo explota tres ideas claves (Salhi, 2014):

1. El uso de una población de soluciones para la búsqueda.
2. El uso de operadores de cruce para crear nuevas y potencialmente mejores soluciones.
3. El manejo activo de la diversificación para mantener la exploración.

Por lo tanto, al usar este método, habrá que definir los operadores correspondientes de (Luke, 2016):

- **Selección:** El método por el que se seleccionaran las soluciones óptimas como individuos para sobrevivir.
- **Cruce:** El método por el cual se cruzarán dos soluciones o individuos para generar nuevas soluciones.
- **Mutación:** El método que introducirá pequeños cambios en las nuevas soluciones generadas para evitar los óptimos locales encontrando una y otra vez la misma solución.
- **Reparación:** El método suele corregir la generación de soluciones inviables después de un cruce o mutación.

**Algorithm 20** *The Genetic Algorithm (GA)*

```

1: popsize ← desired population size
2: P ← {}
3: for popsize times do
4:   P ← P ∪ {new random individual}
5: Best ← □
6: repeat
7:   for each individual  $P_i \in P$  do
8:     AssessFitness( $P_i$ )
9:     if Best = □ or Fitness( $P_i$ ) > Fitness(Best) then
10:      Best ←  $P_i$ 
11:   Q ← {}
12:   for popsize/2 times do
13:     Parent  $P_a$  ← SelectWithReplacement(P)
14:     Parent  $P_b$  ← SelectWithReplacement(P)
15:     Children  $C_a, C_b$  ← Crossover(Copy( $P_a$ ), Copy( $P_b$ ))
16:     Q ← Q ∪ {Mutate( $C_a$ ), Mutate( $C_b$ )}
17:   P ← Q
18: until Best is the ideal solution or we have run out of time
19: return Best

```

▷ This is basically  $\lambda$ . Make it even.

▷ Here's where we begin to deviate from  $(\mu, \lambda)$

▷ End of deviation

Ilustración 3 Pseudocódigo del algoritmo genético, tomado de (Luke, 2016)

**Ant colony (Colonia de hormigas), ACO:** Está inspirado en el comportamiento de las colonias de hormigas, donde las hormigas exploradoras van dejando un rastro de feromonas para guiar a las demás en caso de que se encuentre comida.

De manera similar, el algoritmo simula las hormigas en busca de la solución más óptima, manteniendo trazabilidad de las soluciones encontradas como si fuera feromonas que se disipa al no transitarse por otras hormigas (Salhi, 2014).

*procedure ACO algorithm for combinatorial optimization problems*

```

Initialization
while (termination condition not met) do
  ConstructAntSolutions
  ApplyLocalSearch      % optional
  GlobalUpdatePheromones
end
end ACO algorithm for combinatorial optimization problems

```

Ilustración 4 Pseudocódigo del algoritmo de colonia de hormigas, tomado de (Jean-Yvespotvin, 2019)

## 2.3. Transporte Multimodal

Las Naciones Unidas definen el transporte multimodal internacional como: “el transporte de bienes por al menos dos medios de transporte diferentes, desde un país de origen a un país diferente de destino, con un único contrato a cargo de un operador” (United Nations, 1980).

De igual forma, esta definición se puede acoplar a un contexto local, entendiendo que el punto de origen y destino pueden encontrarse en un mismo país o región, sin

embargo, al considerar cortas y medias distancias es factible considerar las opciones intermodales, lo que se refiere al uso de un solo medio de transporte.

La importación de bienes en el ámbito europeo puede incluir medios de transporte marítimos, aéreos o terrestres, considerando entonces ciertos puntos intermedios, como lo son puertos o bodegas, donde el intercambio de bienes entre medios de transporte se daría.

En el contexto mercantil, el uso de contenedores con diferentes dimensiones, pero estandarizados, facilita el transporte de la mercancía entre diferentes vehículos, posibilitando así su interoperabilidad. De esta manera, un contenedor transportado por barco puede acoplarse para transportarse por un camión, y en el último trayecto hacia el lugar de destino, comúnmente llamado última milla, la carga puede distribuirse en contenedores más pequeños que puedan ser transportados por vehículos adaptados para su circulación en el terreno urbano.

Diferentes operadores logísticos, como, por ejemplo: Multicargo<sup>2</sup> y Deni internacional<sup>3</sup> concuerdan en que los principales beneficios del transporte multimodal son:

- La habilidad de transportar mercancía a grandes distancias a nivel mundial.
- Reducción de costos y esfuerzos.
- Tiempos eficientes en el manejo y entrega del pedido.
- Mayor seguridad en el transporte.



Ilustración 5 Representación gráfica del transporte multimodal; imagen tomada de Deniint<sup>3</sup>

En un contexto urbanístico, el transporte multimodal también puede considerarse al prestar servicios, como lo es el transporte de pasajeros, incluyendo vehículos como metro, buses, carros, bicicletas, entre otros. Así lo plantea Adi Botea, al considerar las rutas como planificaciones de viaje, para llegar de un punto de la ciudad a otro (Chen, et al. 2013).

También al momento de diseñar la infraestructura eléctrica de una red multimodal de vehículos eléctricos en Medellín, Colombia, teniendo en cuenta que además de transportar pasajeros, podrían requerir baterías para transportar electricidad, como lo plantea Andrés Diez (Diez, et al. 2017).

De manera similar, Vanessa de Almeida aborda el tema del transporte multimodal para el diseño de la infraestructura o ubicación de puertos en lo que respecta al transporte de la soja, con el fin de evitar congestión en las ciudades de Brasil (de Almeida Guimarães, et al. 2020), o como lo aborda Oliveira que busca optimizar las rutas de transportación del grano de la soja a nivel nacional en Brasil (de Oliveira, et al. 2021).

<sup>2</sup> Multicargo, Blog, 2016, enlace: <http://www.multicargo.pt/blog-en/what-is-multimodal-transport>

<sup>3</sup> Deni International, Website, enlace: <https://www.deniint.com.mk/what-is-multimodal-transportation/>



## 2.4. Transporte Multimodal de mercancías con cadena de frío

El transporte de mercancías que son insumos para otros procesos, suele conocerse como cadenas de suministro, esta logística se implementa en varios sectores como en las guerras, las industrias o incluso en el sector sanitario, como se evidenció durante y después de la pandemia del COVID-19 en el 2020 y 2021, donde el crear una vacuna contra el virus no era el único reto, sino también el definir una cadena de suministro para distribuirlas rápida y eficientemente, así lo comenta el blog de logística NexoLog<sup>4</sup>.

Esto es debido a que mercancías como las vacunas suelen tener ciertas especificaciones, como mantener una temperatura específica que conserve sus propiedades y por lo tanto su eficacia<sup>5</sup>, cuestiones nada irrelevantes durante la planificación para su distribución, dado que habría que evitar el almacenamiento prolongado en bodegas o almacenes (cross-docking), que seguramente no estén adaptados correctamente para mantener la cadena de frío de estos productos farmacéuticos<sup>6</sup>, y de igual forma, hay que tener en cuenta que los costos aumentan considerablemente al no haber una numerosa flota de vehículos capacitados para mantener las temperaturas de las cajas frigoríficas que los pudiesen transportar<sup>7</sup>.

“El mantenimiento de la cadena de frío en todo proceso de transporte, conservación, manipulación y almacenamiento es fundamental para el éxito de la vacunación”, así lo presenta el comité asesor de vacunas de la Asociación Española de Pediatría, como uno de los puntos claves en el proceso de la salud pública<sup>8</sup>, objetivo que comparte con organizaciones como la UNICEF, que con planes de vacunación y alimentación, busca salvaguardar la vida de los niños más vulnerables, incluyendo aquellos pertenecientes a comunidades de diferentes etnias, quienes suelen residir en lugares remotos y de difícil acceso y que seguramente no cuentan con recursos para acceder a este tipo de medicamentos.



Ilustración 6 Transporte de vacunas en canoas, Foto tomada de UNICEF

Para ello, hacen uso de la logística del transporte multimodal, con vehículos como animales (burros, renos, etc.), bicicletas, motocicletas, aviones, lanchas, canoas y hasta drones, para llegar a regiones remotas como: las costas de Vanuatu en el

<sup>4</sup> NexoLog, Blog, 2020, enlace: <http://www.nexotrans.com/noticia/100469/NEXOLOG/DHL-inicia-la-distribucion-internacional-de-la-vacuna-contr-la-Covid-19.html>

<sup>5</sup> Noticias Navarra, Blog, 2021, enlace:

<https://www.noticiasdenavarra.com/actualidad/sociedad/2021/01/05/ruta-pfizer-navarra/1108881.html>

<sup>6</sup> The conversation, Blog, 2020, enlace: <https://theconversation.com/covid-19-la-cadena-de-suministro-sera-la-clave-del-exito-de-las-vacunaciones-151518>

<sup>7</sup> La Rioja, Blog, 2021, enlace: [https://www.larioja.com/sociedad/salud/desembarco-vacunas-20210207151122-ntrc\\_amp.html](https://www.larioja.com/sociedad/salud/desembarco-vacunas-20210207151122-ntrc_amp.html)

<sup>8</sup> Asociación Española de Pediatría, AEP, website, enlace: <https://vacunasaep.org/documentos/manual/cap-6>

pacífico, regiones de Malawi en África, o regiones ocultas de Mongolia en Asia, entre otras<sup>9</sup>.

Por otra parte, vemos como en su tesis de grado, Estelle Lamanda, presenta su investigación de la logística del transporte de productos frescos, con el fin de plantear nuevas estrategias y rutas que provean de seguridad y beneficios en la importación o exportación de productos con restricciones de cadena de frío; en el cual analiza el proyecto Fresh Food Corridors (FFC)<sup>10</sup> del 2017, planteado para transportar productos frescos de Israel hacia el norte de Europa y que dio paso a la propuesta de proyecto Rail2Port, que pretende crear rutas para el transporte de productos frescos cultivados en el sur de España a toda Europa, basándose en vías férreas (Almansa, Iván, Correa 2018).

## 2.5. Optimización del Transporte Multimodal

Encontrar la mejor ruta, plantea para el operador logístico escoger una entre varias posibles opciones con diferentes resultados, el ejemplo más común de este tipo es el del viajante, que plantea la siguiente pregunta: “Dada una lista de ciudades y la distancia entre cada par de ciudades, ¿Cuál es la ruta más corta para visitar cada una de estas exactamente una vez y volver al origen?”, la pregunta se conoce como el Problema del Viajante o del Vendedor (TSP).

Este tipo de problemas se categorizan como NP-Hard, debido al gran número de opciones o soluciones que se pueden encontrar, dando paso a toda un área de investigación conocida como optimización combinatoria.

Variaciones del TSP, han llevado a nuevos problemas que buscan encontrar la mejor solución posible, también referenciada como un máximo o mínimo global visto desde la perspectiva de los valores objetivos graficados en el plano, estos valores también se conocen como el cálculo de la conveniencia de la solución (en inglés, fitness function).

Una de estas variaciones, es el Problema de Enrutamiento de Vehículos (VRP), que plantea: “¿Cuál es el conjunto de rutas óptimas para una flota de vehículos que viajan en orden para entregar un pedido a los clientes?”; los dos problemas han sido abordados por décadas mediante diferentes técnicas, todas en busca de la mejor solución posible.

Variaciones de estos problemas incluyen el transporte multimodal para definir el mejor medio de transporte o vehículo que genere un mayor ahorro en costos, tiempos o en emisiones de CO<sub>2</sub>; así lo presenta Perboli al tratar de definir la mejor opción en la última milla para la logística de ciudades (Perboli et al. 2017).

Por otra parte, Zhu, genera un modelo en busca de mejorar los costos y la eficiencia del transporte multimodal, donde también hace referencia a investigaciones previas

---

<sup>9</sup> UNICEF, Blog, 2020, <https://www.unicef.es/blog/pequenassoluciones-el-viaje-de-una-vacuna-en-10-medios-de-transporte>

<sup>10</sup> Comisión Europea, website, enlace: <https://trimis.ec.europa.eu/project/fresh-food-corridors>

respecto a este tipo de transporte y su optimización, de los que cabe resaltar (Zhu et al. 2019):

- El camino más corto con transporte multimodal con un algoritmo secuencial (Lozano, Storchi 2001).
- Algoritmo para encontrar la distancia más corta, considerando minimizar tiempos de trayecto con una estrategia de dos vías en la red de transporte multimodal (Boussedjra, Bloch, el Moudni 2004).
- Distancia más corta considerando múltiples criterios basados en la variación del tiempo en la red multimodal (Opasanon, Miller-Hooks 2006).
- Modelo de optimización de las operaciones de transporte multimodal con ventanas de tiempo y multi-agentes (XIONG gui-wu, WANG yong 2011).

Una de las variaciones interesantes de VRP, es la inclusión de las cargas en la definición de las rutas, creando el problema de enrutamiento con inventario (IRP), del cual existen varias versiones donde se pueden considerar: flotas de vehículos heterogéneas u homogéneas, múltiples tipos de productos, múltiples depósitos o ventanas de tiempo; así lo aborda Avila-Torres que plantea un modelo matemático para la optimización logística de una flota heterogénea considerando prioridades (Avila-Torres, Arratia-Martinez, Ruiz-y-Ruiz 2020).

## **2.6. Metaheurísticas en el transporte multimodal**

En la revisión de literatura que aborda el trabajo de Batero Manso, se incluye el criterio de “alimentos perecederos” que puede asociarse con la cadena de frío, en conjunto con problemas de enrutamiento como VRP o IRP; la búsqueda encontró 255 artículos entre 2013 y 2017, donde solo 16 artículos planteaban un modelo de optimización considerando productos perecederos, sin embargo, solo dos consideraban una flota de vehículos heterogéneos o de diferente tipo (Batero Manso, et al. 2018).

En el mismo trabajo se encontraron que de los 255 artículos, solamente 56 artículos correspondientes al 33% aplican técnicas metaheurísticas para encontrar la solución más óptima, de los cuales el 10% aplican el algoritmo genético (AG), 7% utilizan Tabú Search (TS) o Variable Neighborhood Search (VNS), 3% utilizan Ant Colony (ACO) o Colonia de abejas (ABC), el 5% Adaptative Large Neighborhood Search (ALNS) y 7% otras técnicas.

## **2.7. Frameworks de Optimización**

La optimización es un campo bastante abordando en matemática como en ciencia de la computación, de esta manera se han generado abundantes herramientas que facilitan el uso de diferentes implementaciones de algoritmos metaheurísticos, ya sean para investigación o para la implementación de un producto.



Algunas de estas compilaciones son:

- **JMetal (*jMetal Web site*)**

JMetal es un framework en lenguaje de programación Java, orientado a objetos (OOP) y principalmente diseñado para la optimización de problemas multiobjetivo, sin embargo, también incluye algunos algoritmos para problemas de un solo objetivo, entre estos el algoritmo genético y algunas de sus variantes.

- **OPT4J (*Opt4J — A Modular Framework for Meta-heuristic Optimization*)**

Opt4J es una herramienta modular desarrollada en Java, que se enfoca en algoritmos de evolución, incluyendo algoritmos genéticos, de colonia de partículas, pero también incluye Simulated Annealing (SA).

- **HeuristicLab (*HeuristicLab*)**

Es un framework que compila un conjunto de algoritmos heurísticos y evolucionarios, aunque no especifica su lenguaje, ofrece una herramienta visual donde permite configurar y analizar diferentes problemas.

- **Pymoo (*pymoo: Multi-objective Optimization in Python*)**

Pymoo es una colección de algoritmos para problemas tanto de uno como múltiples objetivos, desarrollado en Python, incluye herramientas para la toma de decisiones y la visualización de datos.

## 2.8. Propuesta

Imaginemos una empresa farmacéutica, que recibe un pedido para entregar en una región al otro lado del mundo, para ello, puede considerar transportarla por diferentes medios de transporte, de igual forma desde las ciudades aledañas al destino como aquellas cercanas al origen, puede considerar otras opciones de transporte de media o corta distancia; de igual forma, hay que tener en cuenta que la carga, aunque se pueda llevar en contenedores, tiene características perecederas, por lo que es mejor optar por medios de transporte rápidos o capacitados para mantener sus condiciones.

La pregunta entonces sería: ¿Cuál es la ruta con menor costos y tiempo, para llegar del origen al destino y mediante que medios de transporte se asegura que la mercancía no perezca?

El problema puede asociarse a otros preexistentes como Vehicle Routing Problem (VRP) o Inventory Routing Problem (IRP), pero considerando flotas de vehículos multimodales y enfocándose en específico en las restricciones del producto o mercancía a transportar, como se presenta en la siguiente Tabla 1.

Entendiendo la problemática y de cómo no se ha abordado lo suficiente, este trabajo busca proponer una optimización de la logística del transporte de cargas, que puede considerarse como perecederas, debido a restricciones especiales, como lo es

mantener una temperatura adecuada para su conservación, en otras palabras, considerar la cadena de frío; tomando como ejemplo los productos farmacéuticos como las vacunas, que suelen tener condiciones muy frágiles respecto a su temperatura.

	VRP	IRP	Problema propuesto
Optimización de ruta de entrega	X	X	X
Considera Flota de Vehículos	X	X	X
Múltiples destinos	X	X	
Múltiples orígenes			
Considera Multimodal			X
Considera el tipo de mercancía		X	X
Considera la distribución de mercancía		X	X
Considera Mercancía perecederas			X

*Tabla 1 Comparación entre VRP, IRP y el problema planteado*

De esta manera se busca plantear un modelo de optimización que permita hacer uso de técnicas metaheurísticas, dado que son algoritmos flexibles, que no dependen necesariamente del problema y suelen tener un gran rendimiento para dar buenas soluciones, lo cual permitirá su implementación en nuevas herramientas o en planes estratégicos para futuros proyectos logísticos.

## 3. Análisis del problema

### 3.1. Formulación

Considerando el tema de las vacunas, el diario de La Rioja nos dibuja geográficamente una idea de los puntos de fabricación y de abastecimiento (Ilustración 7), donde podemos dimensionar como este tipo de carga tiene que transportarse a grandes distancias desde el punto de fabricación hasta diferentes puntos de destino alrededor del mundo; si bien se puede considerar que algunas de estas podrían ser elaboradas desde empresas asociadas, la logística de su transporte debe tener en cuenta cortas, medianas o largas distancias, lo que impulsa a considerar vehículos como trenes, barcos y/o camiones principalmente, pero sin descartar otro tipo de medios disponibles.



Ilustración 7 Mapa de puntos de fabricación de vacunas contra el COVID-19, figura tomada de La Rioja<sup>11</sup>

Si bien existen variedad de vacunas con diferentes características, en el caso de las vacunas contra el COVID-19, como la generada por la empresa Pfizer, requería en un principio mantenerlas en una temperatura entre -60 y -80 grados centígrados, lo que dificultaba enormemente su distribución; si bien se ha optimizado y la última versión permite ser congelada entre -25 y -15 grados<sup>12</sup>, aún requiere de especial atención a la hora de su distribución, algo parecido sucede con las vacunas generadas por la empresa Moderna o AstraZeneca.

El transporte de estos productos farmacéuticos, suelen hacerse en contenedores o neveras portátiles, que ayudan a mantener la temperatura adecuada y reducir el riesgo de que se vean afectadas por las condiciones del entorno; aun así, estos

<sup>11</sup> La Rioja, Blog, 2021, enlace: [https://www.larioja.com/sociedad/salud/desembarco-vacunas-20210207151122-ntrc\\_amp.html](https://www.larioja.com/sociedad/salud/desembarco-vacunas-20210207151122-ntrc_amp.html)

<sup>12</sup> El periódico, 2021, enlace: <https://www.elperiodico.com/es/sociedad/20210326/vacuna-pfizer-temperatura-congelador-ema-11615890>

contenedores tienen un límite para mantener la temperatura durante un tiempo, por lo que es oportuno contar con vehículos y almacenes adaptados para mantener una temperatura constante, lo que implica un aumento de los costos operacionales.

Ejemplo de esto lo ofrece el blog The conversation, donde presentan una cadena de suministro de las vacunas desde su fábrica hasta el hospital, aconsejando evitar el cross-docking o el almacenaje intermedio en la mayoría de lo posible, para poder disminuir los costos del almacenaje y los riesgos de afectar la cadena de frío (Ilustración 8).

Otra opción, para mejorar esto, es hacer uso de varios tipos de vehículos que hagan el envío en paralelo, de tal forma que las cargas puedan ser distribuidas por diferentes medios de transporte al mismo tiempo, por ejemplo, una parte de la carga llegue al destino por avión y otra por camión, siempre considerando la mejor ruta para cada uno.

De esta manera, se podría aprovechar de manera eficiente toda la flota disponible para lograr el objetivo, aun así, hay que considerar que no todos los vehículos tendrían la misma capacidad de refrigeración de la mercancía e incluso, como se ve reflejado en el blog de la UNICEF, algunos ni siquiera podrían tener esta opción.

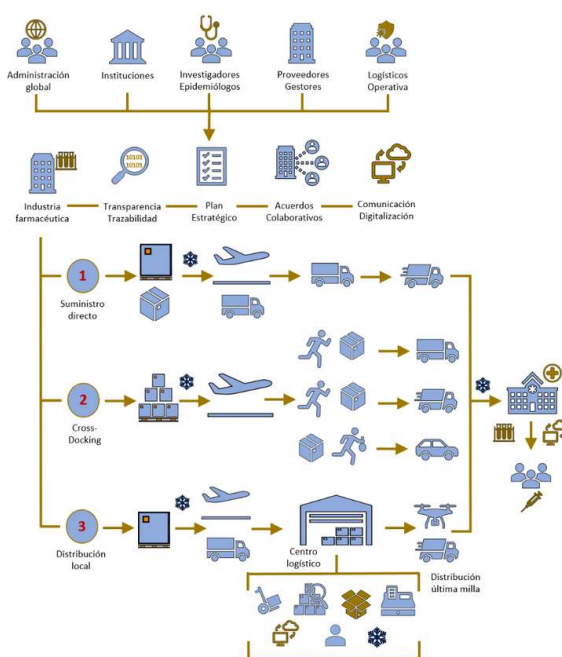


Ilustración 8 Cadena de suministro de vacunas desde su origen hasta el punto de atención, figura tomada The Conversation<sup>13</sup>

La información logística de las cadenas de suministro, suele ser información estratégica que no se divulga fácilmente por motivos de seguridad y competencia, por lo que acceder a los datos reales de fuentes como la UNICEF u otras empresas requiere de autorizaciones elevadas y más formales. Por lo que, entendiendo lo anterior, se plantea el siguiente caso de estudio para la formulación del problema, basado en lo que posiblemente sería un caso cercano a la realidad:

<sup>13</sup> The conversation, Blog, 2020, enlace: <https://theconversation.com/covid-19-la-cadena-de-suministro-sera-la-clave-del-exito-de-las-vacunaciones-151518>



Con un presupuesto de 300 unidades(U), se tiene un encargo de 40 neveras de vacunas contra el COVID-19, de la empresa Pfizer, que genera su fármaco desde su sede en Puurs, Bélgica, y tiene que ser llevado al Hospital de la Fe, en Valencia, España.

La empresa logística a cargo de la entrega cuenta con convenios estratégicos que le permiten hacer uso de aviones comerciales o de carga, barcos de transporte, trenes de carga, camiones refrigerados y no refrigerados en las ciudades de: (A)Puurs, (B)Bruselas, (C)París, (D)Madrid, (E)Barcelona y (F)Valencia; la última milla podría considerarse como el trayecto de (F)Valencia al (G)Hospital de la Fe, al considerar la posibilidad de distancias cortas, se podrían incluir opciones de medio de transporte como lo es el transporte en bicicleta o a pie.

Cada vehículo tiene una serie de características definidas en la Tabla 2. Respecto a las neveras, pueden mantener una temperatura de 23F por 5 horas y las vacunas tienen que mantenerse a 30F.

	Costo (U <sup>14</sup> /Hora)	Distancia máxima (km)	Temperatura mínima (F <sup>15</sup> /Hora)	Capacidad máxima (U)	Velocidad (Km/h)
<b>Avión</b>	40	2000	10,30	100	240
<b>Tren</b>	45	1800	10,30	100	250
<b>Barco</b>	30	2000	9,25	200	200
<b>Camión</b>	20	500	11,60	80	80
<b>Camión Ref.</b>	25	500	3,5	60	80
<b>Bicicleta<sup>16</sup></b>	5	20	13,30	40	20
<b>Pie</b>	4	10	13,30	40	4

Tabla 2 Características de vehículos

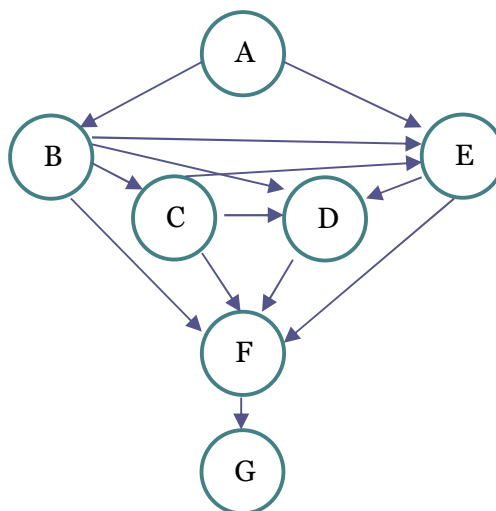


Ilustración 9 Grafo direccional de rutas y puntos, siendo A el laboratorio en Puurs y G el hospital

<sup>14</sup> (U) corresponde a unidades de medida, en caso del costo puede ser una moneda, en temperatura puede ser Celsius o Fahrenheit, en la capacidad correspondería a número de neveras.

<sup>15</sup> Para el caso de la temperatura las unidades de este ejercicio se consideraron como Fahrenheit

<sup>16</sup> En el caso de la bicicleta o a pie, se plantea contar como grupos, entendiendo que, por ejemplo, pueden haber 40 bicicletas o personas que pueden llevar cada uno 1 nevera.



Para mayor claridad, la representación en grafo (Ilustración 9), permite identificar 13 conexiones entre las ciudades o ubicaciones, sin embargo, se sabe que no todas las pueden ser transitadas por todos los vehículos, ya que dependiendo del vehículo, el trayecto varía acorde su geografía o infraestructura, por ejemplo, de Madrid a Valencia, no se puede llegar por Barco, además, las vías férreas tienen una distancia y caminos diferentes que el de las carreteras; por tal motivo, al considerar una ruta diferente por cada medio de transporte, se tendrían 91 opciones de ruta, equivalente a multiplicar 13, que son el número de conexiones entre puntos, por 7 que es el número de tipos de vehículos disponibles.

Una vez evidenciado esto, se descartan las rutas con vehículos no disponibles mediante la definición de una matriz de conexiones (Tabla 3) en la que se indique la disponibilidad de los vehículos a usar en cada conexión.

	(A) Puurs	(B) Bruselas	(C) Paris	(D) Madrid	(E) Barcelona	(F) Valencia	(G) Hospital
(A) Puurs		•Camión •Bicicleta			• Camión		
(B) Bruselas			•Camión •Avión	• Camión • Avión • Tren	• Camión • Avión • Tren	•Camión •Avión	
(C) Paris				• Camión • Avión • Tren	• Camión • Tren • Avión	•Camión •Avión	
(D) Madrid						•Camión •Avión •Tren	
(E) Barcelona						•Camión •Barco •Tren •Avión	
(F) Valencia							• Camión • Bicicleta • Pie

Tabla 3 Matriz de conexiones entre puntos y sus vehículos disponibles

A partir de esta tabla, se reduce el número de posibilidades a 30, contando solo los tipos de vehículos que posibilitarían llegar a la ubicación definida. Estas opciones se pueden representar como: **ABcamión**, **AECamión**, **BCavión**, etc.; lo que correspondería a decir el medio de transporte por el cual se transitan los dos puntos, y permitiría presentar las soluciones como una secuencia de cadenas, como, por ejemplo:

1. **ABcamión** -> **BDavión** -> **DFtren** -> **FGbicicleta**
2. **AECamión** -> **EFbarco** -> **FGcamión**

Hasta este punto, no se han considerado las capacidades ni características de los vehículos para llevar la carga, para esto se define la matriz de distancias (Tabla 4) que recorrerían cada vehículo en cada trayecto, y en aquellos en donde no estén disponibles se considera una distancia infinita, representada como celda vacía.

	Avión	Tren	Barco	Camión	Camión Ref	Bicicleta	Pie
<b>AB</b>				26	26	35	
<b>AE</b>				1289	1289		
<b>BC</b>	263			520	520		
<b>BD</b>	1316	1516		1616	1616		
<b>BE</b>	1064	1164		1264	1264		
<b>BF</b>	1317			1417	1417		
<b>CD</b>	1052	1152		1352	1352		
<b>CE</b>	830	900		1000	1000		
<b>CF</b>	1065	1165		1352	1352		
<b>DF</b>	302	322		382	382		
<b>EF</b>	303	352	308	410	410		
<b>FG</b>				10	10	15	18

Tabla 4 Matriz de distancias de conexiones por vehículo

De esta manera se puede identificar las distancias más cortas y además identificar aquellas cuya distancia supera la distancia máxima definida para cada vehículo y, en consecuencia, descartarlos, tal cual como se muestra en la Tabla 5. Una vez descartadas dichas opciones, junto con la distancia y la velocidad de cada vehículo, se puede calcular el tiempo promedio que tardaría en recorrerlo, y de esta forma determinar si este tiempo es superior al tiempo que puede transcurrir la nevera sin refrigeración, y por lo tanto, evitar poner en peligro la cadena de frío de la vacuna (Tabla 6 y 7).

	Avión	Tren	Barco	Camión	Camión Ref	Bicicleta	Pie
<b>AB</b>				26	26	35	
<b>AE</b>				1289	1289		
<b>BC</b>	263			520	520		
<b>BD</b>	1316	1516		1616	1616		
<b>BE</b>	1064	1164		1264	1264		
<b>BF</b>	1317			1417	1417		
<b>CD</b>	1052	1152		1352	1352		
<b>CE</b>	830	900		1000	1000		
<b>CF</b>	1065	1165		1352	1352		
<b>DF</b>	302	322		382	382		
<b>EF</b>	303	352	308	410	410		
<b>FG</b>				10	10	15	18

Tabla 5 Matriz de opciones con distancias que no cumplen con la distancia máxima del vehículo

	Avión	Tren	Barco	Camión	Camión Ref	Bicicleta	Pie
AB				0,33	0,33	1,75	
AE				16,11	16,11		
BC	1,10			6,50	6,50		
BD	5,48	6,06		20,20	20,20		
BE	4,43	4,66		15,80	15,80		
BF	5,49			17,71	17,71		
CD	4,38	4,61		16,90	16,90		
CE	3,46	3,60		12,50	12,50		
CF	4,44	4,66		16,90	16,90		
DF	1,26	1,29		4,78	4,78		
EF	1,26	1,41	1,54	5,13	5,13		
FG				0,13	0,13	0,75	4,50

Tabla 6 Matriz de tiempos por trayecto descartando las opciones que superan el tiempo

	Avión	Tren	Barco	Camión	Camión Ref	Bicicleta	Pie
AB				3,77	1,14	23,28	
AE				186,91	56,39		
BC	11,29			75,40	22,75		
BD	56,48	62,46		234,32	70,70		
BE	45,66	47,96		183,28	55,30		
BF	56,52			205,47	61,99		
CD	45,15	47,46		196,04	59,15		
CE	35,62	37,08		145,00	43,75		
CF	45,71	48,00		196,04	59,15		
DF	12,96	13,27		55,39	16,71		
EF	13,00	14,50	14,25	59,45	17,94		
FG				1,45	0,44	9,98	59,85

Tabla 7 Matriz de temperaturas por trayecto descartadas por superar la temperatura mínima de la mercancía

Como se observa en la Tabla 7, aunque el camión refrigerado le toma el mismo tiempo que el camión sin refrigeración, su capacidad para mantener la temperatura del contenedor de las vacunas hace que esta opción siga teniéndose en cuenta.

Para este caso, cabe aclarar que no se considera el tiempo acumulado del contenedor, al igual que los tiempos de cross-docking, en los que logísticamente pueden influir en la cadena de frío; ya que como posible solución para estas ventanas de tiempo en que se necesita restablecer la cadena de frío, se puede suponer que las neveras llegadas a un punto de intercambio podrían abastecerse energéticamente para refrigerarse o hacer un cambio de hielo seco en la nevera que mejore sus posibilidades.

Las operaciones anteriores se conocen como aplicación de restricciones y ayuda a reducir el espacio de búsqueda, dado que ahora no son 30 opciones, sino solo 22 opciones viables para obtener una solución factible. Sin embargo, aún falta considerar la capacidad máxima de los vehículos y su costo para así encontrar las soluciones óptimas.

Al considerar la capacidad máxima de cada vehículo, se puede plantear soluciones que combinen diferentes rutas para su envío, por ejemplo, la mitad del encargo por avión y otra por camión, que perfectamente pueden tomar diferentes rutas para llegar al destino; este tipo de soluciones pueden representar ahorros significativos al momento de tratarse de grandes encargos, posibilitando encontrar soluciones que hagan envíos en paralelo.

Respecto a los costos, es pertinente considerar no solo el costo de usar el vehículo, dado que existen rutas que pueden incluir costos añadidos, ya sean de peajes o aranceles de importación, que deben ser tenidos en cuenta a la hora de definir la ruta más económica. Por tal motivo, se define la Tabla 8, donde se resume el valor final del uso de cada ruta por el vehículo, y así mismo se pueden descartar aquellas opciones que fueron identificadas como inválidas de la Tabla 7.

	Avión	Tren	Barco	Camión	Camión Ref	Bicicleta	Pie
AB				6,50	8,13	8,75	
AE				322,25	402,81		
BC	43,83			130,00	162,50		
BD	219,33	272,88		404,00	505,00		
BE	177,33	209,52		316,00	395,00		
BF	219,50			354,25	442,81		
CD	175,33	207,36		338,00	422,50		
CE	138,33	162,00		250,00	312,50		
CF	177,50	209,70		338,00	422,50		
DF	50,33	57,96		95,50	119,38		
EF	50,50	63,36	46,20	102,50	128,13		
FG				2,50	3,13	3,75	18,00

Tabla 8 Matriz de costos totales de recorrer un trayecto con un vehículo, sombreando aquellas opciones descartas y resaltando las de menor costo

A partir de la anterior tabla, para un operador logístico, una buena solución puede ser tomar los costos mínimos de cada trayecto y plantear una ruta; resaltando dichos valores en la Tabla 8, una posible solución factible, aceptable y que no supera el presupuesto podría ser:

<b>Ruta:</b>	ABcamión ->BCavión -> CEavión -> EFbarco -> FGcamión									
<b>Carga:</b>	40	->	40	->	40	->	40	->	40	
<b>Capacidad:</b>	80	->	100	->	100	->	200	->	80	
<b>Costo Total:</b>	6,5	+	43,83	+	138,33	+	46,20	+	2,5	<b>237,36</b>
<b>Tiempo Total:</b>	0,33	+	1,10	+	3,46	+	1,54	+	0,13	<b>6,56</b>

Tabla 9 Posible solución factible, utilizando los valores con menor costo

El procedimiento parece sencillo a simple vista y entre más opciones se vean invalidadas por las restricciones, se hace sencillo encontrar soluciones aceptables. En algunos casos, hacer uso de algoritmos de búsqueda exhaustivos puede facilitar la tarea, sin embargo, la complejidad aumenta al considerar más opciones de transporte o creando más opciones de rutas, lo que hace que este tipo de algoritmos puedan tomar un tiempo excesivamente grande para encontrar la mejor solución.

Si se utilizara un árbol de búsqueda, en el peor de los casos donde todas las opciones de ruta fuesen factibles, para el caso de estudio anterior, el espacio de búsqueda tendría una dimensión de:  $(7 \text{ Puntos} \times 7 \text{ Tipos de vehículos})! = (49)! = 6,08 \times 10^{62}$ , un número considerablemente grande de posibilidades para procesarlo con una búsqueda exhaustiva, el cual se vería aumentado aún más al considerar las posibles soluciones con entregas en paralelo distribuyendo la carga.

Para abordar este problema, se hace necesario plantearlo desde una perspectiva lógica y matemática que permita encontrar su solución mediante cálculos, por esto a continuación se modela en un lenguaje matemático.

### 3.2. Modelo

Dado el conjunto de vehículos disponibles  $\mathbf{V}$  para la operación y  $\mathbf{P}$  el conjunto de ciudades o puntos intermedios donde el traspaso de carga entre medios de transporte se daría. Para cada vehículo  $k \in \mathbf{V}$ , se conoce: **Speed<sub>k</sub>** correspondiente a la velocidad del vehículo, **CapacityMax<sub>k</sub>** que indica la capacidad de carga del vehículo, **DistanceMax<sub>k</sub>** la distancia máxima que podría recorrer el vehículo y **TemperatureMin<sub>k</sub>** la temperatura mínima que puede mantener el vehículo en un tiempo.

Un pedido o encargo  $\mathbf{E}$ , se compone de:

- Los puntos de inicio y destino,  $\mathbf{P}_{\text{start}}$  y  $\mathbf{P}_{\text{goal}}$  respectivamente, donde  $\{\mathbf{P}_{\text{start}}, \mathbf{P}_{\text{goal}}\} \in \mathbf{P}$ .
- La cantidad  $\mathbf{Q}$  que debe ser entregada en el destino y disponible en el origen.
- El tiempo que puede mantenerse la cadena de frío de la mercancía sin necesidad de refrigeración externa, **CoolchainTime**.
- La temperatura mínima a la que se debe mantenerse la mercancía, **TemperatureAsset**.

También se conoce **Budget** como una constante correspondiente al presupuesto disponible para la operación, al igual que las matrices **Costs** y **Distances** de dimensiones  $m \times m \times n$ , siendo  $n$  el número de vehículos y  $m$  el número de puntos, **Costs<sub>ijk</sub>** correspondería al coste de usar el vehículo  $\mathbf{V}_k$  en el tramo compuesto por  $\mathbf{P}_i \mathbf{P}_j$ , al igual que **Distances<sub>ijk</sub>** correspondería a la distancia que recorre el vehículo  $\mathbf{V}_k$  del tramo  $\mathbf{P}_i \mathbf{P}_j$ , con  $0 \leq i < m$ ,  $0 \leq j < m$  y  $0 \leq k < n$ .

Tanto para **Costs** como **Distances** tendrán valores Reales donde  $0 \leq \text{Costs}_{ijk} \leq \text{Infinito}$  y  $0 \leq \text{Distances}_{ijk} \leq \text{Infinito}$ ; se entiende que los valores *Infinito*, son aquellas opciones que no están disponibles.

Sea  $x_{ijk}$  la variable de decisión correspondiente a recorrer el tramo de  $P_i$  a  $P_j$  con el vehículo  $V_k$

Con  $x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{si se utiliza el vehiculo para recorrer el tramo} \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}$

Un trayecto  $t$ , correspondería a la ruta completa de la mercancía desde el origen  $P_{start}$  a  $P_{goal}$ , donde  $P_{start} \neq P_{goal}$ , para todo tramo  $P_i P_j$ ,  $i \neq j$  con el fin de evitar los tramos cíclicos,  $j \neq P_{start}$  para evitar aquellos tramos que vuelvan al inicio, al igual que  $i \neq P_{goal}$  evita los tramos una vez alcanzado el destino.

Dado el caso, los ciclos consecuentes de las demás opciones, como por ejemplo  $\{P2P3, P3P4, P4P2\}$ , se pueden tomar en cuenta al explorar el espacio de soluciones.

El costo total del trayecto se calcula como:

$$CostsOverall(t) = \sum_{i \in P} \sum_{j \in P} \sum_{k \in V} Costs_{ijk} x_{ijk}$$

El tiempo de transcurrir un tramo  $P_i P_j$ , se puede calcular con la velocidad del vehículo  $k$  y la distancia del tramo como:

$$Time_{ijk} = \frac{Distances_{ij}}{Speed_k}$$

Considerando soluciones con entrega en paralelo, como por ejemplo una parte del encargo llegue en avión y otra en camión, el tiempo total del trayecto se calcularía como:

$$TimeOverall(t) = \sum_{i \in P} \sum_{j \in P} Max(Time_{ijk} x_{ijk})$$

Se tiene como objetivos, minimizar el costo y el tiempo total de la operación, sin embargo, para definir para un nivel de preferencia o peso entre estas dos, se define la constante  $\alpha$ , donde  $\alpha \in R$  con  $0 \leq \alpha \leq 1$ , siendo 0.5 el valor de equilibrio entre los dos objetivos:

$$\min \alpha CostOverall(t) + (\alpha - 1) TimeOverall(t)$$

Sujeto a las siguientes restricciones:

El coste total del trayecto tiene que ser menor o igual al presupuesto

$$(1) CostOverall(t) \leq Budget$$

Un vehículo solo puede transcurrir un tramo con una distancia menor o igual a la distancia máxima del vehículo

$$(2) Distance(v) \leq DistanceMax(v); v \forall V$$

Si el tiempo en recorrer un tramo con un vehículo es mayor al tiempo para mantener la cadena de frío (**CoolchainTime**), solo se pueden utilizar vehículos que puedan mantener la temperatura requerida de la mercancía.

$$(3) \text{ si } Time_{ijk} \geq CoolchainTime: \\ TemperatureMin(v) * Time_{ijk} \leq TemperatureAsset;$$

La capacidad de entrega en el destino final debe ser mayor o igual a la cantidad solicitada en el encargo E.

$$(4) \sum_{i \in P} \sum_{k \in V} Capacity_k x_{ijk} \geq Q ; \text{ con } j = P_{goal}$$

De igual forma, la capacidad de entrega en el origen debe ser mayor o igual a la cantidad solicitada en el encargo E.

$$(5) \sum_{j \in P} \sum_{k \in V} Capacity_k x_{ijk} \geq Q ; \text{ con } i = P_{start}$$

Las condiciones (2) y (3), son la aplicación de las restricciones planteadas en la formulación de las Tablas 5 y 7, en este caso también se invalidarían aquellas opciones que tengan valores como *Infinito*.

Por otro lado, las condiciones (4) y (5) validan que las capacidades de los vehículos puedan cubrir la demanda del encargo, tanto en el punto de origen como en el punto de destino, de esta forma si el encargo son 210 neveras, solo se pueden utilizar combinaciones de vehículos cuya suma de capacidades supere este valor, por ejemplo, un Barco (con capacidad de 200) y Avión (con capacidad de 100) o Barco y Camión (con capacidad de 80).

A veces invalidar opciones de manera estricta puede evitar encontrar buenas soluciones, como por ejemplo descartar el uso de un Camión que tiene una distancia máxima de 500Km, para recorrer una distancia de 501Km; para estos casos se puede utilizar la estrategia de relajación de lagrangiana, en la restricción (2), planteándola como la ecuación (6) y agregándola a la "función objetivo" junto con el coeficiente  $\lambda$  que define el peso de esta restricción, así como se muestra en la ecuación (7); fijando el valor de  $\lambda$ , como por ejemplo a 2, aquellas soluciones que infrinjan la restricción se verían penalizadas, mientras que las que sean 0 o menos, se verían premiadas.

$$(6) DistanceViolation = Distance(t) - \sum DistanceMax(v)$$

$$(7) \min \alpha CostOverall(t) + (\alpha - 1) TimeOverall(t) + \lambda(DistanceViolation)$$



## 4. Solución propuesta

---

Una vez definido el modelo, se sigue el proceso planteado por Talbi, quien indica que el siguiente paso es la optimización (Talbi, 2009), para la cual se escogieron los algoritmos: Genetic Algorithm (GA) y Simulated Annealing (SA) con el fin de evaluarlos.

Para llevar a cabo esta operación, lo primero es definir una codificación adecuada que permita adaptar fácilmente el modelo, al algoritmo y con esto, definir los mejores parámetros con los que cada metaheurística trabaja, por lo que hace necesario plantear diferentes problemas con diferentes complejidades, de los cuales obtener datos que ayuden a definir cuál de estos es la mejor opción.

### 4.1. Codificación

Para definir una correcta codificación, se retomará el ejemplo del caso de estudio, planteado en la sección 3.1, con el fin de plantear diferentes ejemplos que ayuden a entender la codificación propuesta.

Las opciones de la Tabla 8, pueden ser representadas como un vector unidimensional de longitud  $m*m*n$ , siendo  $m$  el número de puntos y  $n$  el número de tipos de vehículos daría un total de  $(7*7*7) = 343$ , y se representaría como:

[ABavión, ABtren, ABbarco, ABcamión, ABcamionref, ABbicicleta, ABpie, ACavión, ACtren,.....,FGbicicleta, FGpie]

Al quitar las opciones cíclicas como AA, BB, CC, etc., al igual que aquellas opciones que se volverían al inicio, y junto a las opciones que parten del destino, dado que una vez llegado al destino se terminaría la operación, la longitud del vector unidimensional sería igual a  $((m-1) * (m-1) - (m-2)) * n$ , reduciéndolo de 323 a 217.

Para entenderlo mejor, tomemos como ejemplo a  $m=4$  con las opciones {A, B, C, D} y  $n=3$  con las opciones {truck, plane, foot}, que nos daría una longitud de 21, como el siguiente vector:

[ABt ABp ABf ACt ACp ACf ADt ADp ADf BCt BCp BCf BDt BDp BDf CBt CBp CBf CDt CDp CDf]

Este vector correspondería al conjunto de variables de decisión, y acorde al modelo sus valores podrían ser 0 o 1, por lo que un ejemplo codificado de una posible solución sería:

[0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 1]

Las diferentes opciones que se pueden obtener de este vector, corresponderían a un individuo, que a su vez correspondería a una posible solución.

El número de opciones o individuos, que nos da esta representación, sería igual a 2 elevado a la longitud del vector:



$$2^{((m-1)^2-(m-2))*n}$$

Las ventajas de esta representación en vector, es que permite quitar desde un principio aquellas opciones que no cumplen con las condiciones, reduciendo el espacio de búsqueda y, por lo tanto, los tiempos de ejecución al igual que el tamaño de memoria a utilizar.

## 4.2. Tecnología Utilizada

Con el fin de facilitar el desarrollo, se escogió el framework Pymoo, que está implementado en Python y a su vez está orientado a objetos (OOP), esta herramienta cuenta con una colección de algoritmos basados en población para resolver problemas de uno o múltiples objetivos.

El principal criterio de selección es debido a que mantiene un código abierto y el lenguaje es previamente conocido por el autor, frente a los otros frameworks con otros lenguajes de programación, lo que facilita su uso e implementación para los objetivos de este trabajo.

Sin embargo, dado el enfoque de Pymoo a los algoritmos poblacionales, se hicieron modificaciones para que se pudiese extender y permitiese hacer una adaptación de Simulated annealing.

## 4.3. Diseño de la solución

### **Genetic Algorithm (GA):**

Para hacer uso de esta técnica metaheurística, se definieron los siguientes operadores:

- *Selección: Por torneo*

De esta manera se comparan entre dos soluciones cuál genera mejor “cálculo de afinidad”, simulando una competición por grupos, por lo general, pares y seleccionando aquellos que son más aptos para sobrevivir en la población.

- *Cruce: Mitad de cruce uniforme*

El cruce permite crear nuevas soluciones a partir de aquellas aptas obtenidas del proceso de selección. Considerando la codificación como una cadena de ADN, el cruce sería la combinación entre las dos secuencias, y este operador permite generar dos secuencias nuevas, a través de la generación de una máscara binaria aleatoria con la que se seleccionarán o no los elementos de los padres para generar un hijo.

Dando como ejemplo, las siguientes soluciones que podrían ser consideradas como candidatas al cruce.



## Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

P1=	ABt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	BCp	0	0	0	0	0	0	0	0	CDf
P2=	0	0	0	ACt	ACp	ACf	0	0	0	0	0	0	0	BDp	0	0	CBp	0	0	0

Una posible máscara, podría ser:

M=	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
----	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Cuya longitud es la mitad de la longitud de las cadenas originales, para que el cruce se haga con la mitad inicial de la secuencia, aquellos valores con 1, el hijo 1 tomará el valor del padre 1 (P1), mientras que aquellos con valores 0, tomará el valor del padre 2 (P2) y viceversa para el hijo 2, dando como resultado los siguientes hijos.

H1=	ABt	0	0	ACt	0	ACf	0	0	0	0	BCp	0	0	0	0	0	0	0	0	CDf
H2=	0	0	0	0	ACp	0	0	0	0	0	0	0	0	BDp	0	0	CBp	0	0	0

- *Mutación: Bit-flip Binario*

Entendiendo la codificación del problema como un arreglo binario, este tipo de mutación, dada una probabilidad, permite seleccionar una de las opciones de la solución y cambiarlo por su opuesto, de esta manera pueden crearse nuevas soluciones que permiten explorar el espacio de soluciones.

Tomando como por ejemplo la siguiente solución:

H1=	ABt	0	0	ACt	0	ACf	0	0	0	0	BCp	0	0	0	0	0	0	0	0	CDf
-----	-----	---	---	-----	---	-----	---	---	---	---	-----	---	---	---	---	---	---	---	---	-----

Y suponiendo que la probabilidad es aceptada para mutar la solución, se selecciona aleatoriamente una de las opciones, como por ejemplo la casilla 16, y se cambia el valor, generando el siguiente hijo.

Hm=	ABt	0	0	ACt	0	ACf	0	0	0	0	BCp	0	0	0	0	1	0	0	0	CDf
-----	-----	---	---	-----	---	-----	---	---	---	---	-----	---	---	---	---	---	---	---	---	-----

Para su implementación, Pymoo ofrece la facilidad, a través de su orientación a objetos, de heredar y sobrescribir clases para adaptar cada uno de estos operadores al problema, y de igual forma ya provee algunos que son comúnmente usados, como por ejemplo el operador de cruce “Mitad de cruce uniforme”, que es provisto por la clase HalfUniformCrossover, esto permite que el uso del algoritmo genético sea cuestión de configurar algunas clases.

### Simulated Annealing Algorithm (SA):

Otro de los algoritmos más usados es el de Simulated Annealing (SA), que a diferencia del algoritmo genético (GA) no explora el espacio de búsqueda por poblaciones o conjuntos de soluciones, sino una por una, enfocándose en explorar y descubrir más soluciones que pueden llevar a una solución óptima.

Dado que Pymoo, solo se enfoca en algoritmos de población, se implementó un patrón proxy, y tomando ventaja de la falta de tipado del framework, se adaptó este para que

pueda ejecutar también algoritmos no poblacionales (Ilustración 10), de esta manera la implementación de SA pudo ser integrada y evaluada de manera similar a GA.

Sin embargo, se presentan las siguientes consideraciones durante su adaptación:

- Para la generación de soluciones, la especificación del problema tiene que implementar una función de generación de soluciones sencilla, en la que puede basarse en una solución previa.
- Para simular el conteo de generaciones, se cuenta como una generación cada vez que la temperatura llega a un valor menor o igual a 0.01, que representaría el estado frío del algoritmo.
- Para incluir la posibilidad de definir operadores de tiempo como condiciones de terminación, en cada nueva generación, que es igual a llegar al estado frío, se restablece la temperatura al máximo inicial, obligando así que el algoritmo se mantenga trabajando hasta que se cumpla la condición.

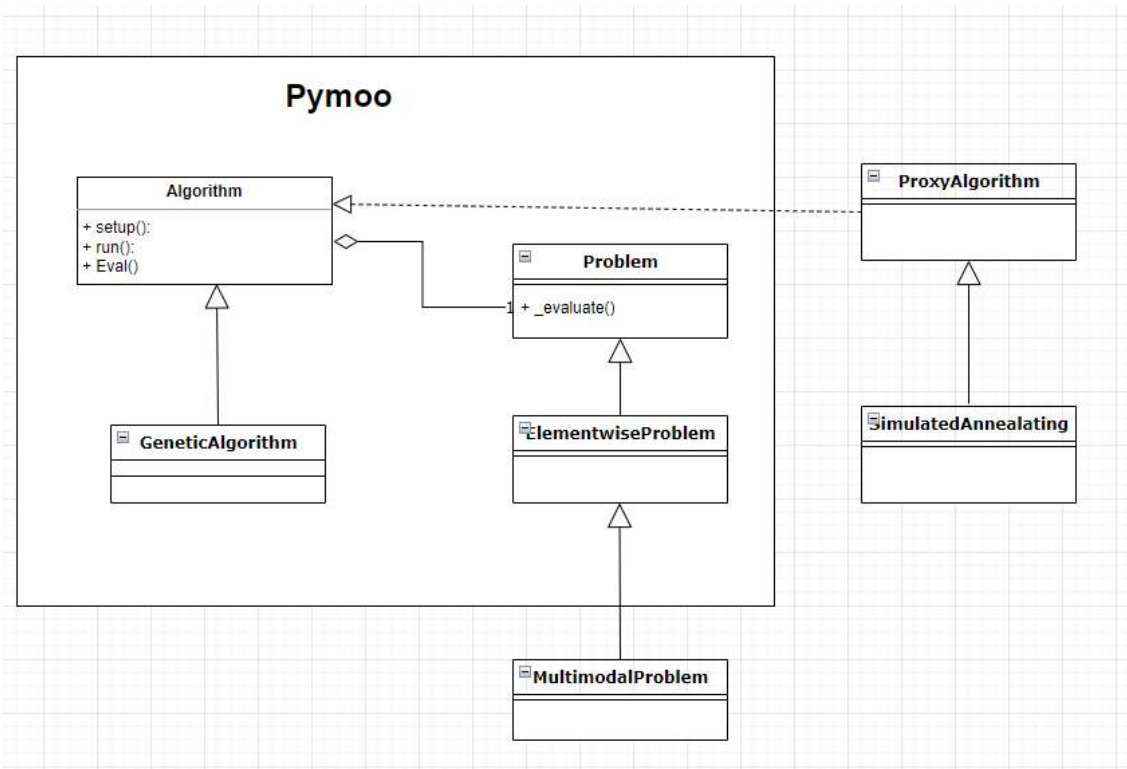


Ilustración 10 Modelo de adaptación del Pymoo para incluir SA

## 5. Análisis y Resultados

### 5.1. Pruebas

Las siguientes pruebas permitirán definir el mejor algoritmo para este problema, sin embargo, algoritmos como el AG tienen diferentes parámetros que inciden fuertemente en su rendimiento, por lo que se hace necesario encontrar las mejores combinaciones de parámetros que se acoplan para el modelo definido.

De esta manera, se podrá comparar la mejor configuración de AG con SA, de una manera justa, con diferentes problemas y así encontrar cuál de estos dos algoritmos puede ser más conveniente para implementar un agente inteligente.

Para la ejecución de las pruebas, se utilizó un computador portátil con memoria DDR4 de 12 GB, procesador Intel i5 de octava generación con velocidad base de 2,30 GHz, disco duro SSD de 932 GB y con un sistema operativo Windows 10, que cuenta con la versión 3.9, instalada de Python.

#### Pruebas de Genetic Algorithm (GA):

Si se ejecuta el algoritmo para hallar la mejor solución al problema especificado en el apartado de "Análisis del problema", correspondiente al pedido de Bruselas a Valencia, con los parámetros por defecto del framework Pymoo, que son:

Tamaño de población:	100
Presión de selección por torneo:	2
Probabilidad de mutación:	1

Y definiendo una condición de finalización de 100 generaciones, podemos obtener la siguiente solución:

<b>Ruta:</b>	<b>ABcamión -&gt; BEavión -&gt; EFbarco -&gt; FGcamión</b>							
<b>Carga:</b>	40	->	40	->	40	->	40	
<b>Capacidad:</b>	80	->	100	->	200	->	80	
<b>Costo Total:</b>	6,5	+	177.33	+	46.2	+	2,5	<b>232.53</b>
<b>Tiempo Total:</b>	0,325	+	4.43	+	1.54	+	0,125	<b>6.423</b>

Tabla 10 Solución encontrada por el GA con parámetros por defecto al problema inicial

Esta solución evidencia un ahorro tanto en costos como en tiempo, mucho mejor que el de la solución obtenida en el proceso manual, esto, debido a que se descartaron opciones que pueden ser factibles y permiten generar mejores resultados, como lo hace el algoritmo según el modelo planteado.

#### Definición de operadores:

La correcta configuración de los parámetros del algoritmo, respecto al problema, mejorarán drásticamente la eficiencia con la que el algoritmo encuentra soluciones, y a veces optimizara aquellos algoritmos que pueden ser paralelizados.

Para definir los mejores parámetros se definieron los problemas 1 y 2, con los que se obtendrán datos para evaluar el comportamiento del algoritmo, como se presentan en la Tabla 11.

Cada problema es ejecutado, con un criterio de terminación de 20 minutos, mientras que se varía el parámetro correspondiente, del cual se obtiene una muestra cada 50 generaciones, junto con el tiempo de ejecución para evaluar cuál ha sido la mejor solución en ese instante y así poder detectar aproximadamente en qué momento se encontró el mínimo valor de la función objetivo.

<b>Problema 1</b>			
<b>Presupuesto:</b>	300	<b>Alfa:</b>	0.5
<b>Origen:</b>	Bruselas, Bélgica	<b>Destino:</b>	Hospital, Valencia
<b>Carga:</b>	Moderna	<b>Temperatura:</b>	24
<b>Cantidad:</b>	76	<b>Cadena de frío:</b>	5
<b>Número Puntos*:</b>	7	<b>Número de vehículos*:</b>	10
<b>Problema 2</b>			
<b>Presupuesto:</b>	3000	<b>Alfa:</b>	0.5
<b>Origen:</b>	Shanghai, China	<b>Destino:</b>	Hospital, Valencia
<b>Carga:</b>	Moderna	<b>Temperatura:</b>	24
<b>Cantidad:</b>	76	<b>Cadena de frío:</b>	5
<b>Número Puntos*:</b>	19	<b>Número de vehículos*:</b>	10

*Tabla 11 Descripción de problemas 1 y 2 para pruebas de operadores de GA,  
\*Ver detalles en los anexos*

### **Pruebas de comparación entre SA y GA:**

Para la comparación, se plantean 3 variaciones del problema 1, definido en la sección anterior, variando el número de vehículos entre 10 (**Problema 3**), 20 (**Problema 4**) y 30 (**Problema 5**), además de variar sus características, como velocidad, capacidad, etc, como se resume en la Tabla 12.

De igual forma se incrementó la cantidad del pedido Q a 101 unidades junto con el presupuesto a 500, con el fin de evaluar las soluciones de entrega en paralelo y así obtener una mejor visión del comportamiento entre cada uno de estos algoritmos.

El algoritmo genético (GA) se configura con los mejores parámetros y operadores definidos a partir del análisis de resultados del apartado anterior, y como parámetros para Simulated Annealing (SA), se define una temperatura inicial de 1000 y un factor de enfriamiento de 0.9.

Evidenciando que cada problema puede tener una complejidad diferente debido a la magnitud de su espacio de búsqueda, para cada problema se configura su condición de terminación de 20, 40 y 60 minutos, respectivamente, esto con el fin de dar tiempo suficiente a cada algoritmo de encontrar buenas soluciones.

<b>Problema 3</b>			
<b>Presupuesto:</b>	300	<b>Alfa:</b>	0.5
<b>Origen:</b>	Bruselas, Bélgica	<b>Destino:</b>	Hospital, Valencia
<b>Carga:</b>	Moderna	<b>Temperatura:</b>	24
<b>Cantidad:</b>	101	<b>Cadena de frío:</b>	5
<b>Número Puntos*:</b>	7	<b>Número de vehículos*:</b>	10
<b>Problema 4</b>			
<b>Presupuesto:</b>	300	<b>Alfa:</b>	0.5
<b>Origen:</b>	Bruselas, Bélgica	<b>Destino:</b>	Hospital, Valencia
<b>Carga:</b>	Moderna	<b>Temperatura:</b>	24
<b>Cantidad:</b>	101	<b>Cadena de frío:</b>	5
<b>Número Puntos*:</b>	7	<b>Número de vehículos*:</b>	20
<b>Problema 5</b>			
<b>Presupuesto:</b>	300	<b>Alfa:</b>	0.5
<b>Origen:</b>	Bruselas, Bélgica	<b>Destino:</b>	Hospital, Valencia
<b>Carga:</b>	Moderna	<b>Temperatura:</b>	24
<b>Cantidad:</b>	101	<b>Cadena de frío:</b>	5
<b>Número Puntos*:</b>	7	<b>Número de vehículos*:</b>	30

Tabla 12 Descripción problemas 3, 4 y 5 para pruebas con SA

### Prueba final

Como prueba final, se plantea un caso extremo que simule un caso lo más cercano a la realidad, como, por ejemplo: llevar un pedido de 100 vacunas contra el COVID-19 de la empresa Moderna, desde Chicago, en Estados Unidos, hasta una de las zonas remotas y de difícil acceso, como lo es la Bahía Cook en Vanuatu, tal como lo indica la UNICEF.

Considerando 49 ciudades alrededor del mundo, como posibles puntos intermedios, ya sean puertos marítimos, aéreos o de intercambio de mercancía, y definiendo 30 vehículos con características diferentes; se descargan los datos de las distancias entre puntos del sitio web SEARATES<sup>17</sup>, sin embargo, la información de los costos se define de manera aleatoria, asignando un presupuesto de 2000 unidades, para que se tenga un rango suficiente con el cual considerar rutas costosas, además, se define un valor de alfa de 0.5, para encontrar solo aquellas soluciones que tengan un equilibrio entre tiempo y costo.

<b>Problema 6</b>			
<b>Presupuesto:</b>	2000	<b>Alfa:</b>	0.5
<b>Origen:</b>	Chicago, USA	<b>Destino:</b>	Bahía Cook, Vanuatu
<b>Carga:</b>	Moderna	<b>Temperatura:</b>	24
<b>Cantidad:</b>	100	<b>Cadena de frío:</b>	5
<b>Número Puntos:</b>	49	<b>Número de vehículos:</b>	30

<sup>17</sup> SEARATES, Website, enlace: <https://www.searates.com/es/services/distances-time/>

Tabla 13 Descripción problema 6 como casi cercano a la realidad con elevado número de variables para la prueba final

Calculando el espacio de búsqueda para este problema, con la codificación definida:

$$2^{((m-1)^2-(m-2))*n}$$

$$2^{((49-1)^2-(49-2))*30}$$

$$2^{(2257)*30}$$

$$2^{67710}$$

Nos da un número bastante grande de opciones, como para abordar el problema mediante búsqueda exhaustiva, por lo que es pertinente definir como condición de terminación, un tiempo bastante prudente, el cual será de 5 horas, para así darle a los algoritmos la oportunidad de encontrar mejores soluciones.

## 5.2. Resultados

### Puesta a punto del Genetic Algorithm (GA)

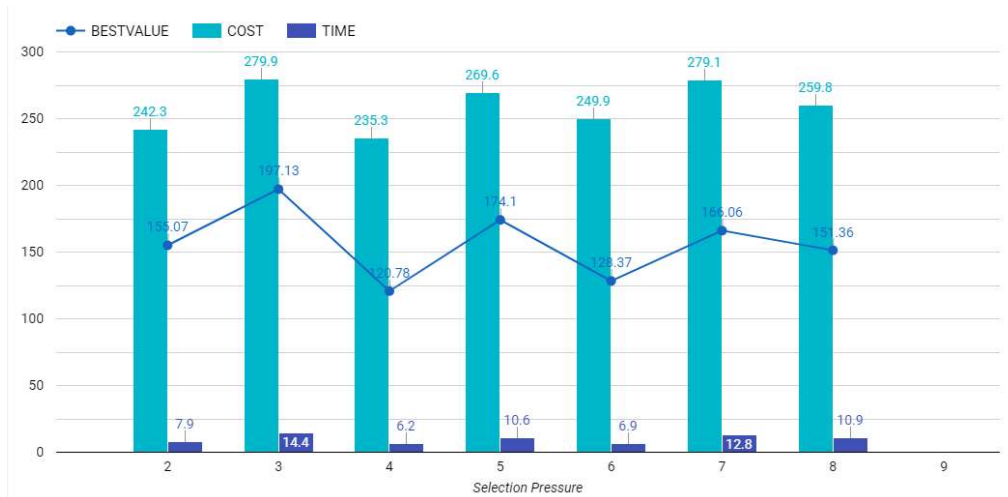


Ilustración 11 Resultados de GA variando la presión del torneo para el problema 1

Al evaluar el parámetro de presión del operador de selección, que se representa en la Ilustración 11, se observa que los mejores parámetros son el 4 y el 6, dando un resultado de función objetivo muy cercano entre ellos, sin embargo, como se observa en la Ilustración 12, del problema 2, cuyo número de variables es más elevado debido al número de puntos, la variación de este parámetro mejora poco frente a los demás.

## Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

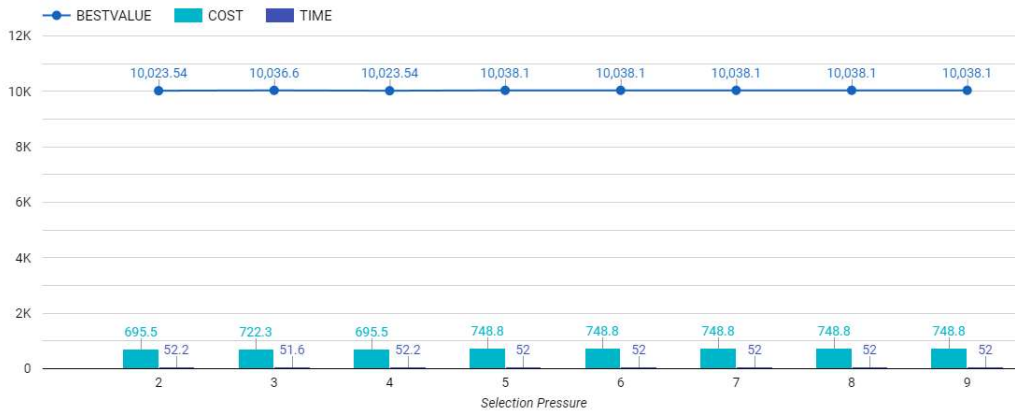


Ilustración 12 Resultados de GA variando la presión del torneo para el problema 2

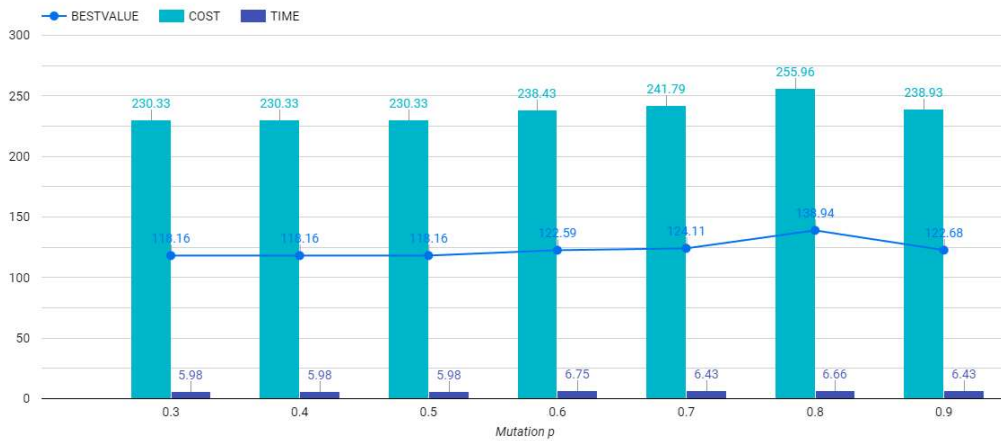


Ilustración 13 Resultados de GA variando la probabilidad de mutación para el problema 1

Por otra parte, variar la probabilidad de mutación, arroja mejores resultados frente a los otros operadores, como se muestra en la Ilustración 13, lo cual nos indica lo conveniente que es para el algoritmo explorar en la medida de lo posible el espacio de búsqueda a través de la mutación de aquellas soluciones, para así poder encontrar las mejores. Sin embargo, como se observa en la Ilustración 14, del problema 2, no parece tener mayor impacto cuando se trata de un espacio de búsqueda muy amplio.



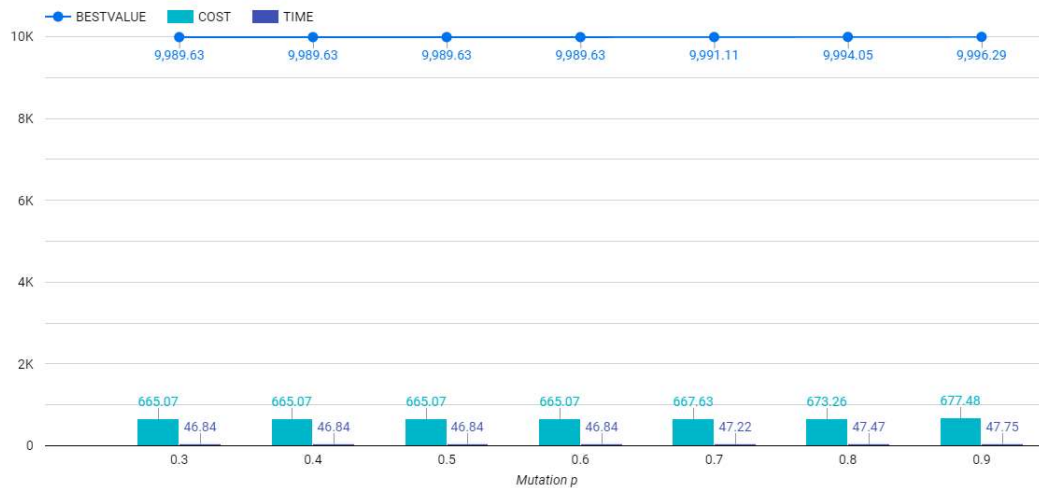


Ilustración 14 Resultados de GA variando la probabilidad de mutación para el problema 2

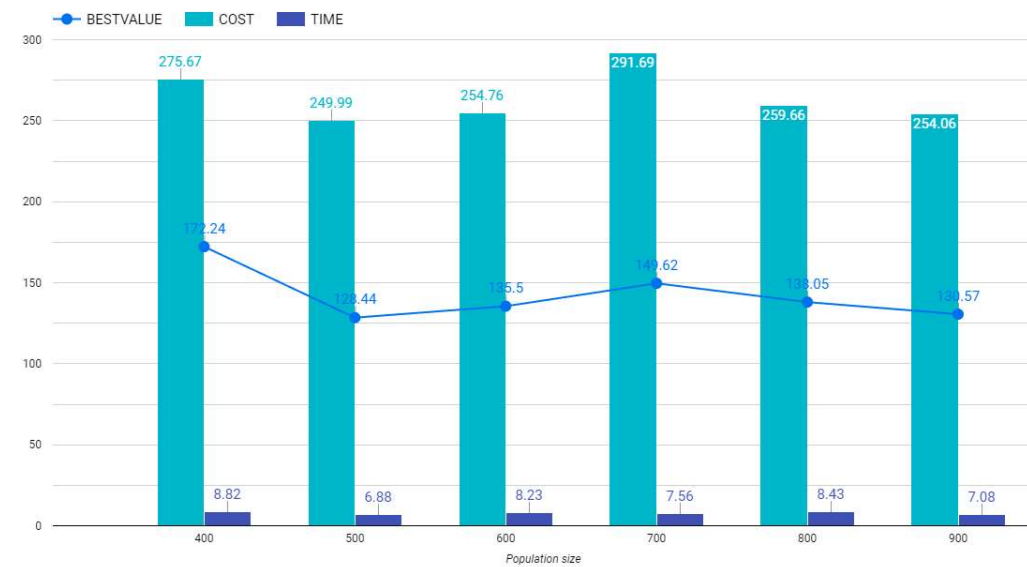


Ilustración 15 Resultados de GA variando la población para el problema 1

Al variar el tamaño de la población, en la Ilustración 15, del problema 1, el algoritmo presenta mejoras notables a medida que se aumenta el tamaño, pero en la Ilustración 16, del problema 2, la diferencia parece ser mínima, aunque nada irrelevante.

## Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

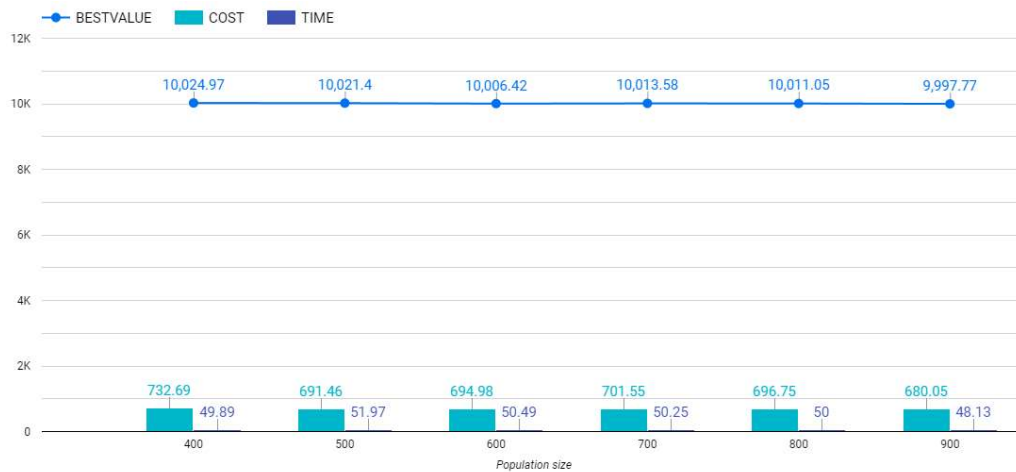


Ilustración 16 Resultados de GA variando la población para el problema 2

Ejecutando el problema 2, con los mejores parámetros de mutación y selección, pero variando la población entre 600 y 900, que son los que mejores resultados presentan, podemos comparar su comportamiento durante su tiempo de ejecución; y como se observa en la Ilustración 17, la población de 600 tarda un poco más en encontrar el mismo resultado que encuentra rápidamente la población de 900, así mismo se evidencia el impacto en la velocidad del algoritmo, ya que en los 20 minutos, la población de 600 pudo generar más de 90 generaciones, mientras que la población de 900 solo alcanza a llegar a un poco más de la mitad.

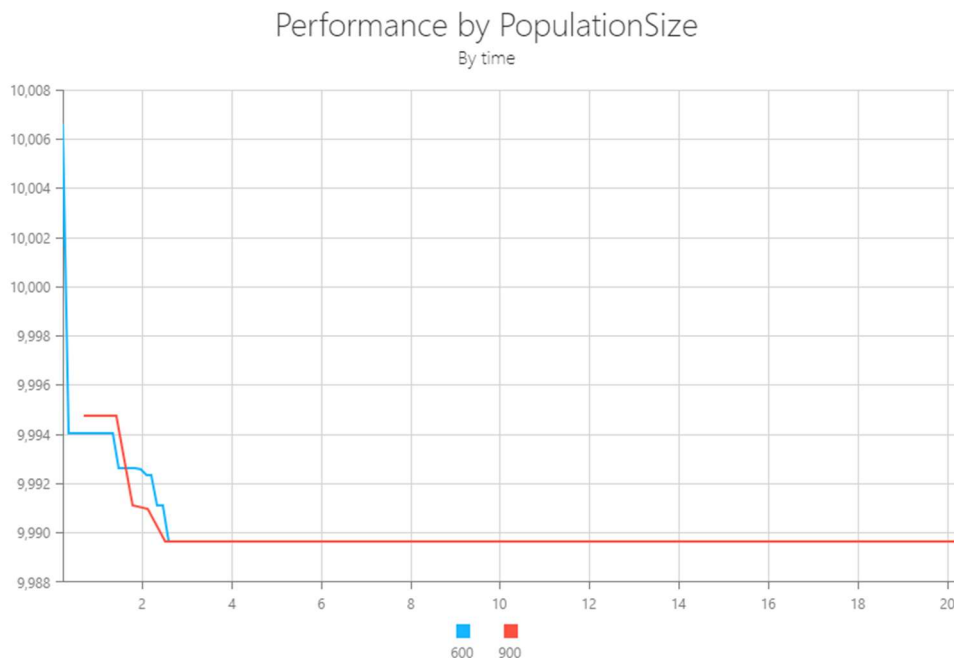


Ilustración 17 Comparación de resultados de GA con población 600 y 900

Se definen entonces como mejores parámetros para obtener los mejores resultados mediante el uso del algoritmo genético, enfocado en el problema y modelo específico como:

<b>Tamaño de población:</b>	900
<b>Presión de selección por torneo:</b>	4
<b>Probabilidad de mutación:</b>	0.4

Cuyas soluciones encontradas a los problemas son:

<b>Problema 1</b>	
<b>Ruta:</b>	<b>ABtruck -&gt; BCplane -&gt; CFplane -&gt; FGtruck</b>
<b>Carga:</b>	76 -> 76 -> 76 -> 76
<b>Capacidad:</b>	80 -> 100 -> 100 -> 80
<b>Costo Total:</b>	<b>230.33</b>
<b>Tiempo Total:</b>	<b>5.98</b>

Tabla 14 Mejor solución encontrada por GA al problema 1

<b>Problema 2</b>	
<b>Ruta:</b>	[Shanghai-Moscow]plane -> [Moscow-Kyiv]plane -> [Kyiv-Istanbul]plane -> [Istanbul-Naples]train -> [Naples-Marseille]plane -> [Marseille-Valencia]train -> [Valencia-Hospital]truck
<b>Carga:</b>	76 -> 76 -> 76 -> 76 ->76
<b>Capacidad:</b>	100->100->100->250->100-> 250->80
<b>Costo Total:</b>	<b>665.068</b>
<b>Tiempo Total:</b>	<b>46.84</b>

Tabla 15 Mejor solución encontrada por GA al problema 2

### Comparación entre Genetic Algorithm (GA) y Simulated Annealing (SA)

Al comparar los dos algoritmos, podemos observar cómo SA puede encontrar soluciones más rápido el GA, aunque si bien a este último le toma más tiempo, los dos logran llegar a la misma solución, tal como se evidencia en la Tabla 13 y en la Ilustración 18.

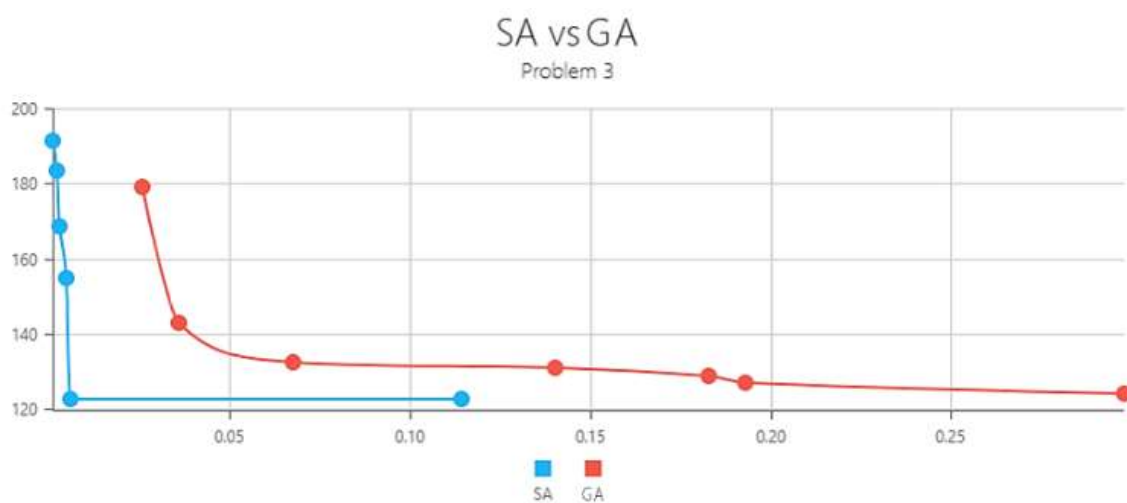


Ilustración 18 Comparación de resultados de GA y SA en el tiempo del problema 3

De igual forma, observamos como se consideran correctamente soluciones con envíos paralelos, considerando soluciones en las que se hace necesario enviar dos vehículos desde diferentes puntos para suplir el pedido.

<b>Problema 3</b>	<b>Simulated Annealing</b>	<b>Genetic Algorithm</b>
<b>Mejor Solución</b>	ABtruck->ABvan->BCplane->CFplane->FGvan->FGtruck	ABtruck->ABvan->BCplane->CFplane->FGvan->FGtruck
<b>Valor de función de afinidad</b>	122.481	122.481
<b>Tiempo de ejecución en encontrarla</b>	<b>6.863 segundos</b>	<b>281.108 segundos</b>
<b>Costo Total</b>	238.53	238.53
<b>Tiempo Total</b>	6.433	6.433

Tabla 16 Comparación entre soluciones encontradas por SA y GA al problema 3

El problema 4, aumenta la complejidad con 20 vehículos, del cual observamos un comportamiento similar al anterior, sin embargo, en esta ocasión el GA mantiene un margen de diferencia muy cercano a SA, aunque este siempre logra encontrar mejores soluciones respecto a GA en un menor tiempo, como se muestra en la Tabla 16 e Ilustración 19.

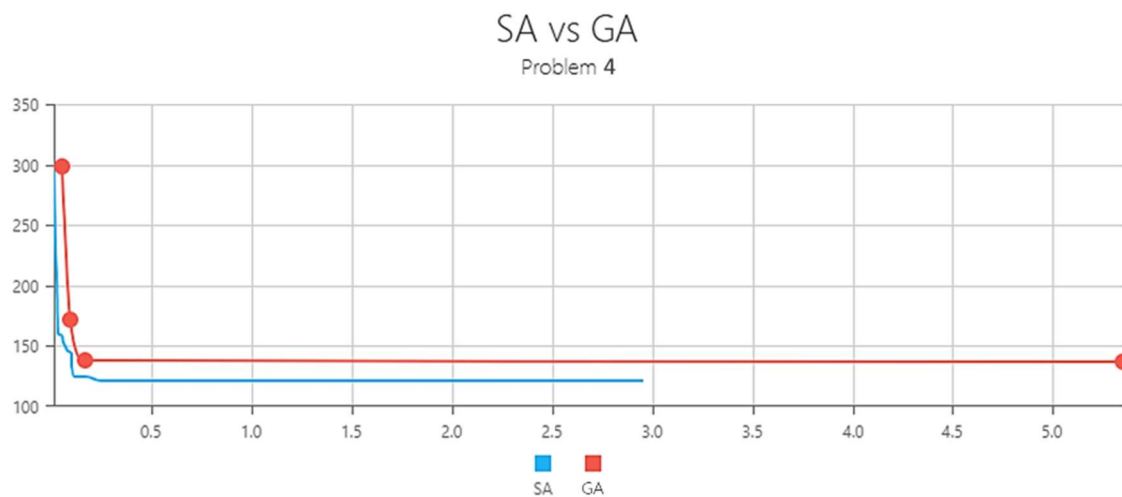


Ilustración 19 Comparación de resultado entre GA y SA a través del tiempo del problema 4

<b>Problema 4</b>	<b>Simulated Annealing</b>	<b>Genetic Algorithm</b>
<b>Mejor Solución</b>	ABvan->ABvan1->BFplane1->FGvan1->FGvan	ABtruckref->ABvan->ABvanref->ABtruckref1->ABvan1->BFplane1->FGvanref1->FGvanref->FGvan->FGtruck
<b>Valor de función de afinidad</b>	120.657	135.681
<b>Tiempo de ejecución en encontrarla</b>	177.203 segundos	1253.872 segundos
<b>Costo Total</b>	235.900	264.76
<b>Tiempo Total</b>	5.415	6.603

Tabla 17 Comparación de soluciones encontradas por SA y GA al problema 4

Para finalizar la prueba, con el problema 5, que cuenta con 30 vehículos, comprobamos como el GA se queda muy rezagado frente al SA, entendiendo que para este modelo la exploración de soluciones puede ser más beneficioso que tratar de mejorar soluciones previas, como se observa en la Ilustración 20 y en la Tabla 18 respectivamente.

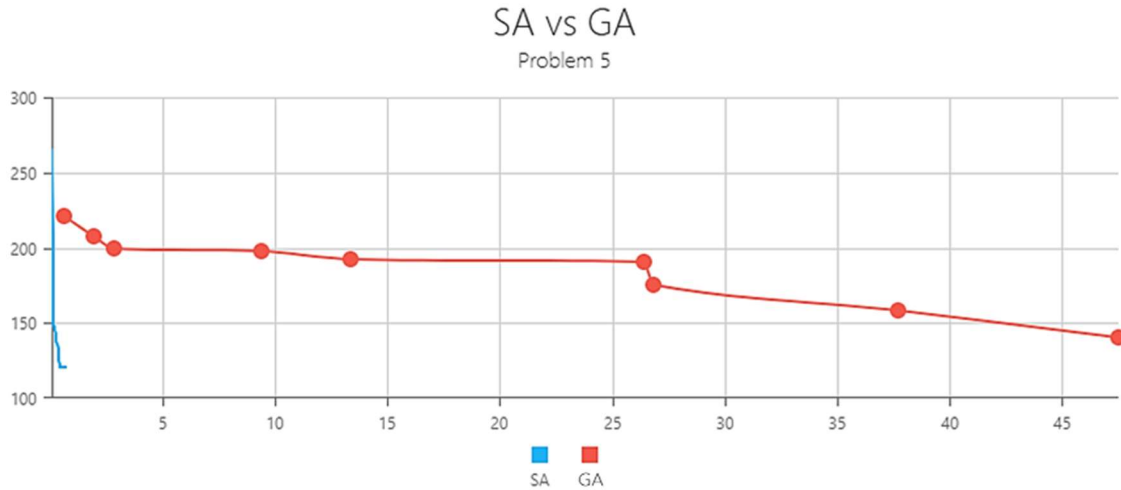


Ilustración 20 Comparación de resultado entre GA y SA a través del tiempo del problema 5

Problema 5	Simulated Annealing	Genetic Algorithm
<b>Mejor Solución</b>	ABvan1->ABvan2->BFplane1->FGvan1->FGvan	ABtruck->ABvan->ABvanref->ABvanref2->ABbicycle2->BCplane2->CFplane->FGvan2->FGtruckref2->FGtruck2->FGvan1->FGtruck1->FGvan
<b>Valor de función de afinidad</b>	120.642	140.220
<b>Tiempo de ejecución en encontrarla</b>	45.370 segundos	2849.616 segundos
<b>Costo Total</b>	235.900	271.610
<b>Tiempo Total</b>	5.385	11.777

Tabla 18 Comparación de soluciones encontradas por SA y GA al problema 5

### Resultados prueba final

Seleccionando el algoritmo de Simulated Annealing (SA) como mejor opción para abordar el problema, usándolo con los mismos parámetros anteriores de una temperatura inicial de 1000 y un factor de enfriamiento de 0.9.

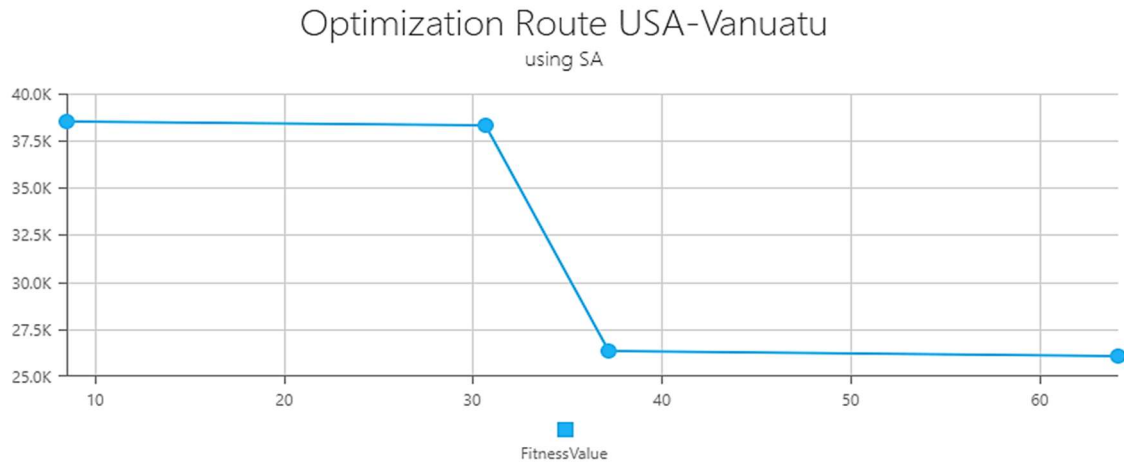


Ilustración 21 Optimización de ruta Chicago (USA) a Bahía Cook (Vanuatu), posible ruta de UNICEF

Después de las 5 horas, podemos observar como el algoritmo recorre el espacio de búsqueda y puede logra encontrar la primera solución a los 8 minutos de iniciar con un valor de afinidad de 38.480, posteriormente a los 37 minutos logra avanzar y finalmente después de una hora alcanza una mejor solución con valor de afinidad de 26.056, que se mantiene hasta finalizar la ejecución, una optimización del 67% respecto al valor inicial, encontrando las soluciones como se muestra en la Tabla 19; donde la mejor solución encontrada solo incluye un tipo de vehículo, el avión, para conectar dos puntos, sin embargo, en las soluciones anteriores vemos como se consideran opciones multimodales.

Tiempo	Mejor Solución	Valor de Afinidad	Costo Total	Tiempo Total
00:08:51	[Chicago, IL, USA][Port Vila, Vanuatu] <b>plane</b> -> [Port Vila, Vanuatu][Cooks bay, Vanuatu] <b>dron</b> -> [Port Vila, Vanuatu][Cooks bay, Vanuatu] <b>truck</b>	38.480,08	1.142,50	844,22
00:30:06	[Chicago, IL, USA][Port Vila, Vanuatu] <b>plane</b> -> [Port Vila, Vanuatu][Cooks bay, Vanuatu] <b>vanref</b> -> [Port Vila, Vanuatu][Cooks bay, Vanuatu] <b>van</b>	38.295,20	1.014,69	162,27
00:37:01	[Chicago, IL, USA][Port Vila, Vanuatu] <b>plane</b> -> [Port Vila, Vanuatu][Cooks bay, Vanuatu] <b>boat</b>	26.347,64	1.073,55	74,09
01:04:15	[Chicago, IL, USA][Port Vila, Vanuatu] <b>plane</b> -> [Port Vila, Vanuatu][Cooks bay, Vanuatu] <b>plane</b>	26.056,76	723,76	70,12

Tabla 19 Soluciones encontradas para el problema 6 con SA

## 6. Conclusiones

---

Como se evidenció durante y después de la pandemia del COVID-19, ofrecer una buena cadena de suministro de las vacunas es parte crucial para el éxito contra este tipo de enfermedades, donde una carrera contra el tiempo puede representar el salvar miles de vidas.

Es así como el transporte multimodal, puede ofrecer muy buenas soluciones con un impacto realmente significativo, en la eficacia de la entrega de mercancías perecederas, donde mantener la cadena de frío es un factor relevante para la calidad del producto, como lo es para las vacunas; es entonces donde planear estratégicamente y tomar las decisiones oportunas, pueden ser apoyadas por herramientas informáticas inteligentes que procuran ofrecer los mejores resultados en poco tiempo, y adaptarse rápidamente a los cambios o circunstancias imprevistas, casos que para cualquier operador logístico, le podría plantear un gran reto.

Para el diseño e implementación de este tipo de herramientas, las técnicas metaheurísticas son una de las mejores opciones a tener en cuenta, pero estos requieren de un buen planteamiento del problema y de un correcto modelado matemático, para que el resultado sea efectivo y asertivo.

Como se evidencia en este trabajo, el modelo propuesto permite encontrar soluciones a diferentes problemas con diferentes variables, que plantean diferentes complejidades, buscando explotar al máximo las ventajas que ofrece la logística multimodal para así mejorar el diseño de rutas en las cadenas de suministros de este tipo de mercancías, en específico de las vacunas; detectando que la mejor técnica para utilizar junto con este modelo, es el algoritmo de Simulated Annealing (SA), el cual provee en poco tiempo, soluciones considerablemente buenas a problemas NP-Hard, ya que, acorde al modelo matemático, una exploración variada del espacio de búsqueda, puede resultar en mejores resultados, que buscar mejorar soluciones encontradas, como lo hace el algoritmo genético (GA).

De esta manera, abordar problemas con un gran número de variables, como lo podría ser el llevar una carga de vacunas desde Chicago, USA, a Bahía Cook, en Vanuatu, o algo muy similar, les permitiría a entidades como la UNICEF, optimizar sus rutas tanto en tiempos como en costos, generando un beneficio tanto para la entidad, como para la sociedad, en el que llevar mercancías como las vacunas contra COVID-19, permitan detener a tiempo la propagación del virus.

Pensando, en otro tipo de mercancías perecederas, la optimización de los tiempos y costos, en su transportación, permitiría disminuir los conservantes o aditivos que se suelen agregar a los productos para evitar que pierdan su vigencia, dado que podrán mantenerse debidamente refrigerados en sus trayectos desde el origen al destino.

### **6.1. Trabajo futuro**

Aunque para los objetivos de este trabajo, solo se evaluaron dos algoritmos, se podrían adaptar otros más que pudiesen proveer aun mejores resultados, de igual forma no se consideraron opciones de paralelización de los algoritmos, característica que puede mejorar aún más los tiempos de ejecución de las técnicas metaheurísticas.

Para futuros trabajos, el modelo acá planteado puede ampliarse a problemas de enrutamiento de vehículos con distribución de carga (IRP), en el que se consideren varios puntos de destino y de origen, posiblemente a través de un modelo híbrido, en el que se combinen otras técnicas heurísticas y en donde se puedan proveer soluciones con las cuales definir, qué tanta carga debería llevar cada vehículo sin afectar la cadena de frío de los productos, al igual que considerar el disminuir las emisiones de CO<sub>2</sub>.

### **6.2. Relación del trabajo desarrollado con los estudios cursados**

El análisis, la investigación y propuesta de solución por medio de agentes inteligentes que apoyen a la toma de decisiones, requiere de habilidades y conocimientos que si bien pudieron ser revisados durante el máster, en este trabajo se pudo ampliar la visión de lo que significa la inteligencia artificial y todo lo que abarca, así como la matemática y el adecuado análisis de los datos que hacen parte fundamental de esta; conocimientos que también fueron compartidos durante el transcurso de los estudios académicos, pero que sin duda alguna requieren de mayor práctica para adquirir la experiencia y habilidades que permitan ofrecer una mayor calidad en las soluciones informáticas de la profesión.



## 7. Referencias

---

Almansa, Nuria Estellé, Iván, Sergio And Correa, Velásquez, 2018. *Grado en sistemas y tecnología naval grado en tecnologías marinas Barcelona*.

Avila-Torres, Paulina A., Arratia-Martinez, Nancy M. And Ruiz-Y-Ruiz, Efraín, 2020. The inventory routing problem with priorities and fixed heterogeneous fleet. *Applied sciences (switzerland)*. 01 may 2020. vol. 10, no. 10. doi 10.3390/app10103502.

Batero Manso, Diego Fernando, Orjuela Castro, Javier Arturo, Batero Manso, Diego Fernando And Orjuela Castro, Javier Arturo, 2018. El problema de ruteo e inventarios en cadenas de suministro de perecederos: Revisión de literatura. *Ingeniería*. Online. 31 may 2018. vol. 23, no. 2, pp. 117–143. [accessed 03 april 2022]. doi 10.14483/23448393.12691.

Boussedjra, M., Bloch, C. And El Moudni, A., 2004. An Exact Method To Find The Intermodal Shortest Path (ISP). *Conference proceeding - IEEE international conference on networking, sensing and control*. 2004. vol. 2, pp. 1075–1080. doi 10.1109/icnsc.2004.1297096.

Chen, Bei, Pinelli, Fabio, Sinn, Mathieu, Botea, Adi and Calabrese, Francesco, 2013. Uncertainty In Urban Mobility: predicting Waiting Times For Shared Bicycles And parking lots. in: *IEEE conference on intelligent transportation systems, proceedings, ITSC*. 2013. pp. 53–58. ISBN 9781479929146. doi 10.1109/itsc.2013.6728210.

De Almeida Guimarães, Vanessa, Carl Skroder, Gustav, Mattos Ribeiro, Glaydston And Henrique González, Pedro, 2020. Strategic Planning Of Freight Transportation To Support Smart Cities Design: The Brazilian Soybean Case Planificación Estratégica del transporte como apoyo a ciudades inteligentes: El caso de la soja brasileña. Online. 2020. doi 10.17533/udea.redin.

De Oliveira, Andréa Leda Ramos, Filassi, Monique, Lopes, Bruna Fernanda Ribeiro And Marsola, Karina Braga, 2021. Logistical Transportation Routes Optimization For Brazilian Soybean: An Application Of The Origin-Destination Matrix. *ciencia rural*. 2021. vol. 51, no. 2, pp. 1–13. doi 10.1590/0103-8478cr20190786.

Diez, Andrés E., Rodriguez, Melissa, Arroyave, Daniel A., Múnera, Diego A., Restrepo, Jose V. And Castrillon, Luís E., 2017. A Planning Method For Electric Infrastructure To Supply Multimodal Transportation Systems. In: *wit transactions on ecology and the environment*. Witpress. 20 september 2017. pp. 213–224. doi 10.2495/esus170201.

Heuristiclab, No Date. Online. [accessed 27 may 2022]. retrieved from: <https://dev.heuristiclab.com/trac.fcgi/wiki>

Jean-Yvesspotvin, Michellgendreau, No Date. *International Series In Operations Research & Management Science Handbook Of Metaheuristics Third Edition* Online. retrieved from: <http://www.springer.com/series/6161>

Jmetal Web Site, No Date. Online. [accessed 27 may 2022]. retrieved from: <http://jmetal.sourceforge.net/>

Lozano, Angelica And Storchi, Giovanni, 2001. Shortest Viable Path Algorithm In Multimodal Networks. *Transportation research part a: Policy and Practice*. 2001. vol. 35, no. 3, pp. 225–241. doi 10.1016/S0965-8564(99)00056-7.

Luke, Sean, 2016. *Essentials Of Metaheuristics: A set of undergraduate lecture Notes*. Second. ISBN 9781300549628.

Opasanon, Sathaporn and Miller-Hooks, Elise, 2006. Multicriteria Adaptive Paths In Stochastic, Time-Varying Networks. *European Journal of Operational Research*. 16 august 2006. vol. 173, no. 1, pp. 72–91. doi 10.1016/j.ejor.2004.12.003.

Opt4j — A Modular Framework for Meta-Heuristic Optimization, No Date. Online. [accessed 27 may 2022]. Retrieved from: <https://sdarg.github.io/opt4j/index.html>

Perboli, Guido, Rosano, Mariangela, Saint-Guillain, Michael, Rizzo, Pietro and Rosano, Mariangela, 2017. *A Simulation-Optimization Framework for City Logistics. An Application on Multimodal Last-Mile Delivery. A Simulation-Optimization Framework For City Logistics. An Application on Multimodal Last-Mile Delivery*.

Pymoo: Multi-Objective Optimization in Python, No Date. Online. [Accessed 27 May 2022]. Retrieved From: [Https://Pymoo.Org/Index.Html](https://Pymoo.Org/Index.Html)

Salhi, Said, 2014. Handbook Of Metaheuristics (2nd Edition). *Journal Of The Operational Research Society*. february 2014. vol. 65, no. 2, pp. 320–320. doi 10.1057/jors.2013.151.

Talbi, El-Ghazali, 2009. *Metaheuristics : From Design to Implementation*. John Wiley & Sons. isbn 9780470278581.

United Nations, 1980. United Nations Convention on International Multimodal Transport of Goods Convention Des Nations Unies Sur Le Transport Multimodal International De Marchandises..

Xiong Gui-Wu and Wang Yong, 2011. Optimization Algorithm of Multimodal Transportation with Time Window and Job Integration of Multi-Agent - Cnki. *Journal of Systeme Engineering*. Online. 2011. [accessed 3 april 2022]. Retrieved from: <https://global.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=cjfd&dbname=cjfd2011&filename=xtgc201103015>

UPV YouTube Transporte Multimodal | UPV ,Youtube. Online. [accessed 28 may 2022]. Retrieved from: [https://www.youtube.com/watch?v=E3nJ8QrDxdc&ab\\_channel=UniversitatPolit%C3%A8nicadeVal%C3%A8ncia-UPV](https://www.youtube.com/watch?v=E3nJ8QrDxdc&ab_channel=UniversitatPolit%C3%A8nicadeVal%C3%A8ncia-UPV)

Zhu, Wenying, Gao, Chao, Zhang, Xiaheng And Li, Doudou, 2019. Multimodal Transport Cost Model Bases on Dynamic Alliances. *Journal of coastal research*. 1 december 2019. vol. 98, no. sp1, pp. 414–417. doi 10.2112/si98-093.1.

# Anexos

## Código Fuente y bases de datos

<https://drive.google.com/file/d/1nIPOspEUPtAdt5DILs5UWUTfqc7ScBBz/view?usp=sharing>

## Problema 2

Diseño de ruta par aun laboratorio en Shangháí, China hasta el hospital de la Fe en Valencia, España



*Ilustración 22 Representación geográfica de posibles rutas del problema 2*

## Lista de puntos o ciudades de intercambio

- Shanghai, China,
- Mumbai, Maharashtra, India,
- Hong Kong,
- Bangkok, Thailand,
- Kolkata, West Bengal, India,
- Alexandria, Alexandria Governorate, Egypt,
- Naples, Metropolitan City of Naples, Italy,
- Moscow, Russia,
- Istanbul, Turkey,
- Kyiv, Ukraine,
- Berlin, Germany,
- Puurs, Belgium,
- Brussels, Belgium,
- Paris, France,
- Marseille, France,
- Madrid, Spain,
- Barcelona, Spain,
- Valencia, Spain,
- Hospital

Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

Tabla de Vehículos

Nombre	Velocidad	Capacidad Máxima	Distancia Máxima	Temperatura Mínima
bicycle	20	40	20	13,3
boat	200	200	2000	9,5
dron	6	40	10	13,3
foot	4	40	10	13,3
plane	240	100	2000	10,3
train	250	100	1800	11,6
truck	80	80	500	11,6
truckref	80	60	500	3,5
van	80	50	200	11,6
vanref	80	50	200	3,5

Matriz de distancias y costos:

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]bicycle	1765,21	95,18	[Marseille France][Madrid Spain]bicycle	816,24	36,65
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]boat	1848,48	35	[Marseille France][Madrid Spain]foot	816,24	22,52
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]foot	1765,21	122,26	[Marseille France][Madrid Spain]plane	816,24	35,35
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]train	1765,21	121,40	[Marseille France][Madrid Spain]train	816,24	44,91
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]truck	1765,21	146,78	[Marseille France][Madrid Spain]truck	816,24	41,83
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]truckref	1765,21	96,57	[Marseille France][Madrid Spain]truckref	816,24	21,91
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]van	1765,21	37,64	[Marseille France][Madrid Spain]van	816,24	74,07
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Naples Metropolitan City of Naples Italy]vanref	1765,21	136,72	[Marseille France][Madrid Spain]vanref	816,24	72,83
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Barcelona Spain]boat	2879,34	120	[Marseille France][Valencia Spain]bicycle	640,67	51,09
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Marseille France]boat	2571,37	125	[Marseille France][Valencia Spain]boat	643,54	30
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Valencia Spain]boat	2879,34	130	[Marseille France][Valencia Spain]foot	640,67	58,44
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Barcelona Spain]plane	5809,95	105	[Marseille France][Valencia Spain]plane	640,67	59,49
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Marseille France]plane	2716,54	110	[Marseille France][Valencia Spain]train	640,67	23,22

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Valencia Spain]plane	2881,67	115	[Marseille France][Valencia Spain]truck	640,67	62,07
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Barcelona Spain]dron	5809,95	100	[Marseille France][Valencia Spain]truckref	640,67	24,05
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Marseille France]dron	2716,54	99	[Marseille France][Valencia Spain]van	640,67	22,92
[Alexandria Alexandria Governorate Egypt][Valencia Spain]dron	2881,67	101	[Marseille France][Valencia Spain]vanref	640,67	42,69
[Bangkok Thailand][Alexandria Alexandria Governorate Egypt]boat	10953,12	130	[Moscow Russia][Berlin Germany]plane	1608,76	80
[Bangkok Thailand][Alexandria Alexandria Governorate Egypt]plane	7389,69	120	[Moscow Russia][Berlin Germany]train	2019,92	75
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]boat	4463,82	100	[Moscow Russia][Berlin Germany]truck	2019,92	65
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]dron	1612,60	88	[Moscow Russia][Berlin Germany]truckref	2019,92	68
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]plane	1612,60	95	[Moscow Russia][Berlin Germany]van	2019,92	63
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]train	1612,60	94	[Moscow Russia][Berlin Germany]vanref	2019,92	64
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]truck	1612,60	89	[Moscow Russia][Istanbul Turkey]plane	1756,31	82
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]truckref	1612,60	90	[Moscow Russia][Istanbul Turkey]train	2387,54	78
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]van	1612,60	88	[Moscow Russia][Istanbul Turkey]truck	2387,54	76
[Bangkok Thailand][Kolkata West Bengal India]vanref	1612,60	89	[Moscow Russia][Istanbul Turkey]truckref	2387,54	77
[Bangkok Thailand][Mumbai Maharashtra India]boat	5956,13	120	[Moscow Russia][Istanbul Turkey]van	2387,54	68
[Bangkok Thailand][Mumbai Maharashtra India]dron	3001,49	89	[Moscow Russia][Istanbul Turkey]vanref	2387,54	69
[Bangkok Thailand][Mumbai Maharashtra India]plane	3001,49	90	[Moscow Russia][Brussels Belgium]bicycle	2252,88	195,60
[Barcelona Spain][Madrid Spain]plane	505,42	60	[Moscow Russia][Brussels Belgium]foot	2252,88	172,54
[Barcelona Spain][Madrid Spain]dron	505,42	40	[Moscow Russia][Brussels Belgium]plane	2252,88	23,51
[Barcelona Spain][Madrid Spain]train	650,61	59	[Moscow Russia][Brussels Belgium]train	2252,88	208,47
[Barcelona Spain][Madrid Spain]truck	637,88	31	[Moscow Russia][Brussels Belgium]truck	2252,88	217,35
[Barcelona Spain][Madrid Spain]truckref	637,88	35	[Moscow Russia][Brussels Belgium]truckref	2252,88	49,13
[Barcelona Spain][Madrid Spain]van	637,88	29	[Moscow Russia][Brussels Belgium]van	2252,88	208,30

## Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Barcelona Spain][Madrid Spain]vanref	637,88	30	[Moscow Russia][Brussels Belgium]vanref	2252,88	224,41
[Barcelona Spain][Valencia Spain]plane	303,15	60	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]bicycle	882,22	70,04
[Barcelona Spain][Valencia Spain]dron	303,15	50	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]foot	882,22	88,71
[Barcelona Spain][Valencia Spain]train	373,70	45	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]plane	755,71	25,05
[Barcelona Spain][Valencia Spain]truck	373,70	35	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]train	882,22	27,61
[Barcelona Spain][Valencia Spain]truckref	373,70	38	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]truck	882,22	69,77
[Barcelona Spain][Valencia Spain]van	373,70	32	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]truckref	882,22	92,69
[Barcelona Spain][Valencia Spain]vanref	373,70	33	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]van	882,22	28,73
[Barcelona Spain][Valencia Spain]boat	373,70	39	[Moscow Russia][Kyiv Ukraine]vanref	882,22	78,36
[Berlin Germany][Brussels Belgium]bicycle	650,61	71,75	[Moscow Russia][Puurs Belgium]bicycle	2245,57	13,10
[Berlin Germany][Brussels Belgium]dron	650,61	42,15	[Moscow Russia][Puurs Belgium]foot	2245,57	23,45
[Berlin Germany][Brussels Belgium]foot	650,61	63,20	[Moscow Russia][Puurs Belgium]plane	2245,57	178,93
[Berlin Germany][Brussels Belgium]plane	650,61	44,76	[Moscow Russia][Puurs Belgium]train	2245,57	206,50
[Berlin Germany][Brussels Belgium]train	650,61	20,27	[Moscow Russia][Puurs Belgium]truck	2245,57	198,66
[Berlin Germany][Brussels Belgium]truck	650,61	18,14	[Moscow Russia][Puurs Belgium]truckref	2245,57	181,50
[Berlin Germany][Brussels Belgium]truckref	650,61	37,72	[Moscow Russia][Puurs Belgium]van	2245,57	142,18
[Berlin Germany][Brussels Belgium]van	650,61	61,35	[Moscow Russia][Puurs Belgium]vanref	2245,57	40,97
[Berlin Germany][Brussels Belgium]vanref	650,61	18,41	[Mumbai Maharashtra India][Alexandria Alexandria Governorate Egypt]plane	4498,15	140
[Berlin Germany][Paris France]bicycle	1046,64	87,84	[Mumbai Maharashtra India][Alexandria Alexandria Governorate Egypt]boat	5843,25	150
[Berlin Germany][Paris France]dron	877,42	72,93	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]bicycle	4809,28	164,09
[Berlin Germany][Paris France]foot	1046,64	31,00	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]boat	7025,02	90
[Berlin Germany][Paris France]plane	877,42	42,80	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]dron	4809,28	252,52
[Berlin Germany][Paris France]train	1046,64	32,48	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]foot	4809,28	241,52
[Berlin Germany][Paris France]truck	1046,64	21,94	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]plane	4809,28	472,85
[Berlin Germany][Paris France]truckref	1046,64	36,87	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]train	4809,28	233,53
[Berlin Germany][Paris France]van	1046,64	37,07	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]truck	4809,28	150,11

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Berlin Germany][Paris France]vanref	1046,64	91,66	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]truckref	4809,28	262,19
[Berlin Germany][Puurs Belgium]bicycle	646,61	26,06	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]van	4809,28	62,32
[Berlin Germany][Puurs Belgium]dron	646,61	71,84	[Mumbai Maharashtra India][Istanbul Turkey]vanref	4809,28	239,57
[Berlin Germany][Puurs Belgium]foot	646,61	60,45	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]bicycle	3014,02	98,74
[Berlin Germany][Puurs Belgium]plane	646,61	49,45	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]boat	3014,43	32
[Berlin Germany][Puurs Belgium]train	646,61	45,95	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]dron	1014,02	105,22
[Berlin Germany][Puurs Belgium]truck	646,61	70,12	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]foot	3014,02	30,66
[Berlin Germany][Puurs Belgium]truckref	646,61	68,91	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]plane	1014,02	42,61
[Berlin Germany][Puurs Belgium]van	646,61	23,96	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]train	3014,02	105,73
[Berlin Germany][Puurs Belgium]vanref	646,61	63,43	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]truck	3014,02	37,65
[Brussels Belgium][Paris France]bicycle	263,96	26,23	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]truckref	3014,02	82,02
[Brussels Belgium][Paris France]dron	263,96	32,70	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]van	3014,02	86,80
[Brussels Belgium][Paris France]foot	263,96	29,94	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Barcelona Spain]vanref	3014,02	71,99
[Brussels Belgium][Paris France]plane	263,96	24,29	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]bicycle	4514,58	124,36
[Brussels Belgium][Paris France]train	263,96	18,62	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]dron	1514,58	139,57
[Brussels Belgium][Paris France]truck	263,96	30,61	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]foot	4514,58	68,13
[Brussels Belgium][Paris France]truckref	263,96	18,21	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]plane	1514,58	130,52
[Brussels Belgium][Paris France]van	263,96	18,49	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]train	4514,58	61,48
[Brussels Belgium][Paris France]vanref	263,96	19,79	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]truck	4514,58	41,70
[Brussels Belgium][Marseille France]dron	843,42	66	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]truckref	4514,58	68,12

## Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Brussels Belgium][Marseille France]plane	843,42	70	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]van	4514,58	24,36
[Brussels Belgium][Marseille France]train	981,27	69	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Madrid Spain]vanref	4514,58	150,81
[Brussels Belgium][Marseille France]truck	981,27	50	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]bicycle	3252,36	84,43
[Brussels Belgium][Marseille France]truckref	981,27	51	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]boat	3252,83	33
[Brussels Belgium][Marseille France]van	981,27	48	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]dron	1252,36	82,05
[Brussels Belgium][Marseille France]vanref	981,27	49	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]foot	3252,36	17,85
[Brussels Belgium][Madrid Spain]dron	1316,54	68	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]plane	1252,36	23,81
[Brussels Belgium][Madrid Spain]plane	1316,54	75	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]train	3252,36	57,98
[Brussels Belgium][Madrid Spain]train	1494,10	88	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]truck	3252,36	25,58
[Brussels Belgium][Madrid Spain]truck	1494,10	65	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]truckref	3252,36	59,70
[Brussels Belgium][Madrid Spain]truckref	1494,10	66	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]van	3252,36	110,18
[Brussels Belgium][Madrid Spain]van	1494,10	63	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Valencia Spain]vanref	3252,36	64,01
[Brussels Belgium][Madrid Spain]vanref	1494,10	64	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]bicycle	1152,36	45
[Hong Kong][Bangkok Thailand]boat	2618,76	32	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]boat	1265,83	33
[Hong Kong][Bangkok Thailand]dron	1728,74	110	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]dron	782,61	45
[Hong Kong][Bangkok Thailand]plane	1728,74	86	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]foot	1252,36	13
[Hong Kong][Kolkata West Bengal India]boat	5592,36	90	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]plane	782,61	50
[Hong Kong][Kolkata West Bengal India]dron	2648,77	56	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]train	1252,36	47
[Hong Kong][Kolkata West Bengal India]plane	2648,77	60	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]truck	1252,36	36



	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]bicycle	2234,04	193,02	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]truckref	1252,36	39
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]boat	2697,67	40	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]van	1252,36	35
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]dron	2234,04	51,27	[Naples Metropolitan City of Naples Italy][Marseille France]vanref	1252,36	36
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]foot	2234,04	59,97	[Paris France][Barcelona Spain]bicycle	1034,56	96,69
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]plane	2234,04	186,12	[Paris France][Barcelona Spain]dron	830,88	35,90
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]train	2234,04	224,32	[Paris France][Barcelona Spain]foot	1034,56	86,83
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]truck	2234,04	55,18	[Paris France][Barcelona Spain]plane	830,88	18,62
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]truckref	2234,04	220,86	[Paris France][Barcelona Spain]train	1034,56	62,24
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]van	2234,04	90,16	[Paris France][Barcelona Spain]truck	1034,56	13,33
[Istanbul Turkey][Barcelona Spain]vanref	2234,04	63,23	[Paris France][Barcelona Spain]truckref	1034,56	78,46
[Istanbul Turkey][Marseille France]bicycle	2645,10	263,54	[Paris France][Barcelona Spain]van	1034,56	60,78
[Istanbul Turkey][Marseille France]boat	2500,96	30	[Paris France][Barcelona Spain]vanref	1034,56	112,17
[Istanbul Turkey][Marseille France]dron	1956,01	149,12	[Paris France][Madrid Spain]bicycle	1188,83	50
[Istanbul Turkey][Marseille France]foot	2645,10	83,42	[Paris France][Madrid Spain]dron	1052,85	65
[Istanbul Turkey][Marseille France]plane	1956,01	193,10	[Paris France][Madrid Spain]foot	1188,83	45
[Istanbul Turkey][Marseille France]train	2645,10	189,97	[Paris France][Madrid Spain]plane	1052,85	70
[Istanbul Turkey][Marseille France]truck	2645,10	206,56	[Paris France][Madrid Spain]train	1188,83	68
[Istanbul Turkey][Marseille France]truckref	2645,10	44,98	[Paris France][Madrid Spain]truck	1188,83	66
[Istanbul Turkey][Marseille France]van	2645,10	258,55	[Paris France][Madrid Spain]truckref	1188,83	67
[Istanbul Turkey][Marseille France]vanref	2645,10	197,61	[Paris France][Madrid Spain]van	1188,83	66
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]bicycle	1234,39	28,83	[Paris France][Madrid Spain]vanref	1188,83	67
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]boat	1778,07	34	[Paris France][Marseille France]bicycle	792,57	50
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]dron	1234,39	19,40	[Paris France][Marseille France]dron	660,45	55
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]foot	1234,39	66,49	[Paris France][Marseille France]foot	792,57	45
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]plane	1234,39	124,35	[Paris France][Marseille France]plane	660,45	57
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]train	1234,39	56,83	[Paris France][Marseille France]train	792,57	50
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]truck	1234,39	47,41	[Paris France][Marseille France]truck	792,57	55
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]truckref	1234,39	61,15	[Paris France][Marseille France]truckref	792,57	56

Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]van	1234,39	32,64	[Paris France][Marseille France]van	792,57	52
[Istanbul Turkey][Naples Metropolitan City of Naples Italy]vanref	1234,39	103,58	[Paris France][Marseille France]vanref	792,57	53
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]bicycle	2485,66	116,52	[Paris France][Valencia Spain]dron	1065,96	70
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]boat	2849,61	31	[Paris France][Valencia Spain]plane	1065,96	72
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]dron	2485,66	145,47	[Paris France][Valencia Spain]train	1234,56	80
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]foot	2485,66	148,14	[Paris France][Valencia Spain]truck	1234,56	59
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]plane	2485,66	258,01	[Paris France][Valencia Spain]truckref	1234,56	60
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]train	2485,66	247,44	[Paris France][Valencia Spain]van	1234,56	58
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]truck	2485,66	31,73	[Paris France][Valencia Spain]vanref	1234,56	58,50
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]truckref	2485,66	95,97	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]bicycle	25,36	11,95
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]van	2485,66	15,73	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]dron	25,36	11,12
[Istanbul Turkey][Valencia Spain]vanref	2485,66	60,81	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]foot	25,36	11,26
[Kolkata West Bengal India][Alexandria Alexandria Governorate Egypt]boat	8379,46	101	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]plane	25,36	11,88
[Kolkata West Bengal India][Alexandria Alexandria Governorate Egypt]plane	5809,95	91	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]train	25,36	11,14
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]bicycle	5853,77	335,95	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]truck	25,36	10,05
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]boat	8238,75	100	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]truckref	25,36	11,20
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]dron	5853,77	357,57	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]van	25,36	12,05
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]foot	5853,77	492,53	[Puurs Belgium][Brussels Belgium]vanref	25,36	10,44
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]plane	5853,77	300,74	[Puurs Belgium][Paris France]bicycle	282,88	20,39
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]train	5853,77	18,29	[Puurs Belgium][Paris France]dron	282,88	13,40
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]truck	5853,77	218,16	[Puurs Belgium][Paris France]foot	282,88	32,84
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]truckref	5853,77	459,12	[Puurs Belgium][Paris France]plane	282,88	36,95
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]van	5853,77	22,73	[Puurs Belgium][Paris France]train	282,88	22,05
[Kolkata West Bengal India][Istanbul Turkey]vanref	5853,77	371,17	[Puurs Belgium][Paris France]truck	282,88	38,14
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]bicycle	1654,76	97,44	[Puurs Belgium][Paris France]truckref	282,88	24,54
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]dron	1654,76	51,57	[Puurs Belgium][Paris France]van	282,88	23,51
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]foot	1654,76	85,68	[Puurs Belgium][Paris France]vanref	282,88	22,86
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]plane	1654,76	63,58	[Shanghai China][Hong Kong]boat	1421,01	101
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]train	1654,76	59,58	[Shanghai China][Hong Kong]dron	1226,97	90

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]truck	1654,76	27,22	[Shanghai China][Hong Kong]plane	1226,97	100
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]truckref	1654,76	84,82	[Shanghai China][Bangkok Thailand]bicycle	4251,40	180,74
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]van	1654,76	18,05	[Shanghai China][Bangkok Thailand]boat	3953,29	35
[Kolkata West Bengal India][Mumbai Maharashtra India]vanref	1654,76	167,46	[Shanghai China][Bangkok Thailand]dron	2890,36	107,44
[Kyiv Ukraine][Istanbul Turkey]plane	1056,60	80	[Shanghai China][Bangkok Thailand]foot	4251,40	112,04
[Kyiv Ukraine][Istanbul Turkey]train	1554,35	75	[Shanghai China][Bangkok Thailand]plane	2890,36	29,23
[Kyiv Ukraine][Istanbul Turkey]truck	1554,35	65	[Shanghai China][Bangkok Thailand]train	4251,40	31,53
[Kyiv Ukraine][Istanbul Turkey]truckref	1554,35	69	[Shanghai China][Bangkok Thailand]truck	4251,40	70,95
[Kyiv Ukraine][Istanbul Turkey]van	1554,35	59	[Shanghai China][Bangkok Thailand]truckref	4251,40	420,60
[Kyiv Ukraine][Istanbul Turkey]vanref	1554,35	62	[Shanghai China][Bangkok Thailand]van	4251,40	100,00
[Kyiv Ukraine][Berlin Germany]plane	1204,40	72	[Shanghai China][Bangkok Thailand]vanref	4251,40	247,02
[Kyiv Ukraine][Berlin Germany]train	1360,21	62	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]boat	6918,86	106
[Kyiv Ukraine][Berlin Germany]truck	1360,21	52	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]dron	18,71	80
[Kyiv Ukraine][Berlin Germany]truckref	1360,21	55	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]plane	18,71	96
[Kyiv Ukraine][Berlin Germany]van	1360,21	51	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]truck	3406,72	85
[Kyiv Ukraine][Berlin Germany]vanref	1360,21	52	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]truckref	3406,72	90
[Madrid Spain][Valencia Spain]bicycle	377,69	22,32	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]van	3406,72	83
[Madrid Spain][Valencia Spain]dron	302,54	12,65	[Shanghai China][Kolkata West Bengal India]vanref	3406,72	84
[Madrid Spain][Valencia Spain]foot	377,69	35,33	[Shanghai China][Moscow Russia]bicycle	9025,33	386,11
[Madrid Spain][Valencia Spain]plane	302,54	35,99	[Shanghai China][Moscow Russia]dron	6816,84	108,67
[Madrid Spain][Valencia Spain]train	377,69	28,79	[Shanghai China][Moscow Russia]foot	9025,33	534,14
[Madrid Spain][Valencia Spain]truck	377,69	28,94	[Shanghai China][Moscow Russia]plane	6816,84	427,47
[Madrid Spain][Valencia Spain]truckref	377,69	36,29	[Shanghai China][Moscow Russia]train	9025,33	51,42
[Madrid Spain][Valencia Spain]van	377,69	37,76	[Shanghai China][Moscow Russia]truck	9025,33	286,38
[Madrid Spain][Valencia Spain]vanref	377,69	35,49	[Shanghai China][Moscow Russia]truckref	9025,33	70,29
[Marseille France][Barcelona Spain]bicycle	337,86	22,19	[Shanghai China][Moscow Russia]van	9025,33	312,80
[Marseille France][Barcelona Spain]boat	341,64	30	[Shanghai China][Moscow Russia]vanref	9025,33	168,79
[Marseille France][Barcelona Spain]foot	337,86	37,90	[Valencia Spain][Hospital]bicycle	303,00	3,75
[Marseille France][Barcelona Spain]plane	337,86	39,70	[Valencia Spain][Hospital]dron	12,00	19

Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
[Marseille France][Barcelona Spain]train	337,86	24,30	[Valencia Spain][Hospital]foot	18,00	18
[Marseille France][Barcelona Spain]truck	337,86	25,01	[Valencia Spain][Hospital]truck	10,00	2,50
[Marseille France][Barcelona Spain]truckref	337,86	31,18	[Valencia Spain][Hospital]truckref	10,00	3,13
[Marseille France][Barcelona Spain]van	337,86	36,87	[Valencia Spain][Hospital]van	10,00	2,30
[Marseille France][Barcelona Spain]vanref	337,86	24,54	[Valencia Spain][Hospital]vanref	10,00	2,70

### Problema 3, 4 y 5

#### Tabla de vehículos

Nombre	Velocidad	Capacidad Máxima	Distancia Máxima	Temperatura Mínima
bicycle	20	40	20	13,3
bicycle1	25	42	40	12,2
bicycle2	28	45	40	10,2
boat	200	200	2000	9,5
boat1	270	250	2500	8,5
boat2	280	253	1800	11,5
dron	6	40	10	13,3
dron1	8	45	20	11,3
dron2	9	48	40	12,3
foot	4	40	10	13,3
foot1	6	43	20	12,3
foot2	7	47	10	14,3
plane	240	100	2000	10,3
plane1	290	120	2050	9,3
plane2	299	125	1850	11,3
train	250	100	1800	11,6
train1	280	110	1900	10,6
train2	286	111	1700	12,6
truck	80	80	500	11,6
truck1	90	81	700	10,6
truck2	97	85	400	10,6
truckref	80	60	500	3,5
truckref1	90	62	700	2,5
truckref2	99	66	400	3,5
van	80	50	200	11,6
van1	85	54	400	10,6
van2	88	58	200	12,6
vanref	80	50	200	3,5
vanref1	85	53	400	2,5
vanref2	87	59	200	3,5

Matriz de Distancias y costos

	Distancias	Costos		Distancias	Costos
ABtruck	26	6.50	EFboat	308	46.20
ABtruckref	26	8.13	EFtruck	410	102.5
ABbicycle	35	8.75	EFtruckref	410	128.13
ABvan	26	5.9	EFvan	410	100
ABvanref	26	7	EFvanref	410	120.13
ABdron	22	9	FGtruck	10	2.5
AETruck	1289	322.25	FGtruckref	10	3.13
AETruckref	1289	402.81	FGvan	10	2.3
AEván	1289	318.25	FGvanref	10	2.7
AEvánref	1289	400.81	FGbicycle	303	3.75
BCplane	263	43.83	FGfoot	18	18
BCtruck	520	130	FGdron	12	19
BCtruckref	520	162.50	ABtruck1	26	6.50
BCvan	520	125	ABtruckref1	26	8.13
BCvanref	520	159.50	ABbicycle1	35	8.75
BDplane	1316	219.33	ABvan1	26	5.9
BDtrain	1516	272.88	ABvanref1	26	7
BDtruck	1616	404.0	ABdron1	22	9
BDtruckref	1616	505	AETruck1	1289	322.25
BDvan	1616	400.0	AETruckref1	1289	402.81
BDvanref	1616	500	AEván1	1289	318.25
BEplane	1064	177.33	AEvánref1	1289	400.81
BETrain	1164	209.52	BCplane1	263	43.83
BETruck	1264	316.0	BCtruck1	520	130
BETruckref	1264	395.0	BCtruckref1	520	162.50
BEvan	1264	310.0	BCvan1	520	125
BEvanref	1264	385.0	BCvanref1	520	159.50
BFplane	1317	219.5	BDplane1	1316	219.33
BFtruck	1417	354.25	BDtrain1	1516	272.88
BFtruckref	1417	442.81	BDtruck1	1616	404.0
BFvan	1417	349.25	BDtruckref1	1616	505
BFvanref	1417	440.81	BDvan1	1616	400.0
CDplane	1052	175.33	BDvanref1	1616	500
CDtrain	1152	207.36	BEplane1	1064	177.33
CDtruck	1352	338.0	BETrain1	1164	209.52
CDtruckref	1352	422.5	BETruck1	1264	316.0
CDvan	1352	330.0	BETruckref1	1264	395.0
CDvanref	1352	418.5	BEvan1	1264	310.0
CEplane	830	138.33	BEvanref1	1264	385.0



Diseño e implementación de técnicas metaheurísticas en el transporte multimodal de mercancías con cadena de frío

CEtrain	900	162.0	BFplane1	1317	219.5
CEtruck	1000	250.0	BFtruck1	1417	354.25
CEtruckref	1000	312.5	BFtruckref1	1417	442.81
CEvan	1000	215.0	BFvan1	1417	349.25
CEvanref	1000	308.5	BFvanref1	1417	440.81
CFplane	1065	177.5	CDplane1	1052	175.33
CFtrain	1165	209.7	CDtrain1	1152	207.36
CFtruck	1352	338.0	CDtruck1	1352	338.0
CFtruckref	1352	422.5	CDtruckref1	1352	422.5
CFvan	1352	330.0	CDvan1	1352	330.0
CFvanref	1352	418.5	CDvanref1	1352	418.5
DFplane	302	50.33	CEplane1	830	138.33
DFtrain	322	57.96	CEtrain1	900	162.0
DFtruck	382	95.50	CEtruck1	1000	250.0
DFtruckref	382	119.38	CEtruckref1	1000	312.5
DFvan	382	90.50	CEvan1	1000	215.0
DFvanref	382	109.38	CEvanref1	1000	308.5
EFplane	303	50.50	CFplane1	1065	177.5
EFtrain	352	63.36	CFtrain1	1165	209.7
	<b>Distancias</b>	<b>Costos</b>		<b>Distancias</b>	<b>Costos</b>
CFtruck1	1352	338.0	CDtruck2	2352	338.0
CFtruckref1	1352	422.5	CDtruckref2	2352	422.5
CFvan1	1352	330.0	CDvan2	2352	330.0
CFvanref1	1352	418.5	CDvanref2	2352	428.5
DFplane1	302	50.33	CEplane2	830	238.33
DFtrain1	322	57.96	CEtrain2	900	262.0
DFtruck1	382	95.50	CEtruck2	2000	250.0
DFtruckref1	382	119.38	CEtruckref2	2000	322.5
DFvan1	382	90.50	CEvan2	2000	225.0
DFvanref1	382	109.38	CEvanref2	2000	308.5
EFplane1	303	50.50	CFplane2	2065	277.5
EFtrain1	352	63.36	CFtrain2	2265	209.7
EFboat1	308	46.20	CFtruck2	2352	338.0
EFtruck1	410	102.5	CFtruckref2	2352	422.5
EFtruckref1	410	128.13	CFvan2	2352	330.0
EFvan1	410	100	CFvanref2	2352	428.5
EFvanref1	410	120.13	DFplane2	302	50.33
FGtruck1	10	2.5	DFtrain2	322	57.96
FGtruckref1	10	3.13	DFtruck2	382	95.50
FGvan1	10	2.3	DFtruckref2	382	229.38
FGvanref1	10	2.7	DFvan2	382	90.50

FGbicycle1	303	3.75	DFvanref2	382	209.38
FGfoot1	18	18	EFplane2	303	50.50
FGdron1	12	19	EFtrain2	352	63.36
ABtruck2	26	6.50	EFboat2	308	46.20
ABtruckref2	26	8.23	EFtruck2	420	202.5
ABbicycle2	35	8.75	EFtruckref2	420	228.23
ABvan2	26	5.9	EFvan2	420	200
ABvanref2	26	7	EFvanref2	420	220.23
ABdron2	22	9	FGtruck2	20	2.5
AETruck2	2289	322.25	FGtruckref2	20	3.23
AETruckref2	2289	402.82	FGvan2	20	2.3
AEvans2	2289	328.25	FGvanref2	20	2.7
AEvansref2	2289	400.82	FGbicycle2	303	3.75
BCplane2	263	43.83	FGfoot2	28	28
BCtruck2	520	230	FGdron2	22	29
BCtruckref2	520	262.50			
BCvan2	520	225			
BCvanref2	520	259.50			
BDplane2	2326	229.33			
BDtrain2	2526	272.88			
BDtruck2	2626	404.0			
BDtruckref2	2626	505			
BDvan2	2626	400.0			
BDvanref2	2626	500			
BEplane2	2064	277.33			
BEtrain2	2264	209.52			
BEtruck2	2264	326.0			
BEtruckref2	2264	395.0			
BEvan2	2264	320.0			
BEvanref2	2264	385.0			
BFplane2	2327	229.5			
BFtruck2	2427	354.25			
BFtruckref2	2427	442.82			
BFvan2	2427	349.25			
BFvanref2	2427	440.82			
CDplane2	2052	275.33			
CDtrain2	2252	207.36			



## OBJETIVOS DE DESARROLLO SOSTENIBLE

Grado de relación del trabajo con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

Objetivos de Desarrollo Sostenibles	Alto	Medio	Bajo	No Procede
ODS 1. <b>Fin de la pobreza.</b>				<b>X</b>
ODS 2. <b>Hambre cero.</b>		<b>X</b>		
ODS 3. <b>Salud y bienestar.</b>	<b>X</b>			
ODS 4. <b>Educación de calidad.</b>				<b>X</b>
ODS 5. <b>Igualdad de género.</b>				<b>X</b>
ODS 6. <b>Agua limpia y saneamiento.</b>				<b>X</b>
ODS 7. <b>Energía asequible y no contaminante.</b>				<b>X</b>
ODS 8. <b>Trabajo decente y crecimiento económico.</b>				<b>X</b>
ODS 9. <b>Industria, innovación e infraestructuras.</b>		<b>X</b>		
ODS 10. <b>Reducción de las desigualdades.</b>				<b>X</b>
ODS 11. <b>Ciudades y comunidades sostenibles.</b>		<b>X</b>		
ODS 12. <b>Producción y consumo responsables.</b>				<b>X</b>
ODS 13. <b>Acción por el clima.</b>				<b>X</b>
ODS 14. <b>Vida submarina.</b>				<b>X</b>
ODS 15. <b>Vida de ecosistemas terrestres.</b>				<b>X</b>
ODS 16. <b>Paz, justicia e instituciones sólidas.</b>				<b>X</b>
ODS 17. <b>Alianzas para lograr objetivos.</b>			<b>X</b>	



## **Reflexión sobre la relación del TFG/TFM con los ODS y con el/los ODS más relacionados.**

El trabajo realizado se enfoca en el transporte de mercancías perecederas, como lo son las vacunas, que son parte de los objetivos de organizaciones como la UNICEF, que presenta los retos de llevar este tipo de mercancías a niños de diferentes culturas en lugares remotos alrededor del mundo; de igual forma se evidenciaron las dificultades que se tuvieron al durante y después de la pandemia del COVID-19 para distribuir eficazmente las vacunas contra el virus, dado sus particularidades condiciones de refrigeración.

De esta manera, apostar por estrategias como el transporte multimodal y aún más apoyarlas mediante el uso de herramientas tecnológicas de inteligencia artificial, que disminuyan sus costos, sus tiempos y mejoren a su vez la calidad con la que se transporta la mercancía, tendrán un gran impacto en la salud y bienestar de las comunidades a nivel global al momento de combatir las enfermedades (ODS 3. Salud y bienestar),

También puede apoyar a disminuir los costos de transporte de los alimentos perecederos, permitiendo que más gente pueda acceder a estos, aportando a disminuir un poco el hambre en regiones con índices de pobreza elevados (ODS 2. Hambre cero).

De igual forma, mejorar las rutas de suministro y hacer uso de herramientas que ayuden a diseñarlas, apoyaría al desarrollo de ciudades y sociedades, tanto para la comercialización de sus productos como a abastecerse de insumos (ODS 11. Ciudades y comunidades sostenibles), lo que a su vez apoyaría a varios sectores de la industria, como por ejemplo la agropecuaria, al mejorar la calidad de sus productos frescos, disminuyendo el tiempo de entrega; también al diseñar adecuadamente urbanística y geográficamente los puntos intermedios o vías estratégicas para disminuir los costos o tiempos, considerando diferentes medios disponibles (ODS 9. Industria, innovación e infraestructura).

A partir de herramientas inteligentes, basados en algoritmos metaheurísticos como los planteados en este proyecto, podrían apoyarían a proyectos como: Rail2Port o Fresh Food Corridors, para diseñar sus rutas comerciales entre diferentes países, considerando diferentes tipos de vehículos, generando beneficios para cada una de las partes en alcanzar sus objetivos, en lo que se puede asociar con el ODS 17 Alanzas para lograr objetivos.



# Glosario

---

**Algoritmo:** Secuencia de pasos o instrucciones finitas, para realizar un cálculo o hallar solución a un problema.

**Cross-docking:** Practica en la logística de transporte de cargas donde se procura evitar al mínimo el almacenaje intermedio entre los trayectos desde el origen hasta el destino.

**Framework:** Esquema o marco de trabajo que ofrece una estructura base o plantilla que sirve como punto de partida para un proyecto.

**Orientado a Objetos:** Paradigma o estilo de programación, donde se abstraen aspectos de la realidad como objetos y se estructuran con características y funciones.

**NP-Hard:** NP- Complejo o NP difícil, NP es el acrónimo en inglés de Nondeterministic Polynomial a lo que se refiere a tiempo polinomial no determinista.

**Pseudocódigo:** Es una forma general de expresar los pasos de un algoritmo o programa.

**Tiempo polinómico:** El tiempo de ejecución del cual se obtiene una solución al problema es menor al valor calculado a partir del número de las variables de entrada implicadas, mediante una fórmula polinómica.