

Modelo determinístico bi-objetivo para el diseño de red de cadena de suministro de la sangre y sus hemoderivados, considerando transbordo lateral

Jennifer Natalia García Gómez y José Andrés Piña Arenas

Proyecto de Grado para optar al título de Ingeniero Industrial

Director

Javier Eduardo Arias Osorio

Magister en Administración

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías físico-mecánicas

Escuela de estudios industriales y empresariales

Bucaramanga

2025

**Tabla de Contenido**

	<b>Pág.</b>
Introducción .....	10
1. Justificación y planteamiento del problema.....	12
2. Objetivos .....	15
2.1 Objetivo general.....	15
2.2 Objetivos específicos .....	15
3. Revisión de la literatura .....	16
3.1 Análisis bibliométrico.....	16
3.1.1 Autores.....	16
3.1.2 Países.....	18
3.1.3 Año.....	19
3.2 Análisis preliminar de la literatura.....	20
4. Marco de referencia .....	29
4.1 Marco de antecedentes .....	29
4.2 Marco teórico .....	33
4.2.1 Cadena de suministro.....	33
4.2.2 Diseño de red de cadena de suministro.....	34
4.2.3 Diseño de cadena de suministro de la sangre.....	35
4.2.4 Optimización multiobjetivo .....	35
4.2.4.1 Problemas multiobjetivo. ....	36
4.2.4.1.1 Óptimo de Pareto. ....	37

4.2.4.1.2 Dominancia de Pareto. ....	37
4.2.4.1.3 Frente de Pareto. ....	38
4.2.4.2 Métodos de Optimización Multiobjetivo. ....	38
4.2.4.2.1 Método Suma Ponderada. ....	39
4.2.4.2.2 Método de las $\epsilon$ - Restricciones. ....	39
4.2.4.2.3 Método Simplex Multiobjetivo. ....	39
4.2.4.2.4 Programación compromiso. ....	40
4.2.5 Algoritmos basados en la jerarquización de Pareto ....	40
4.2.5.1 NSGA (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm). ....	40
4.2.5.2 NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm - II). ....	41
4.2.5.2.1 Elitismo. ....	41
4.2.5.2.2 Ordenamiento no dominado rápido. ....	42
4.2.5.2.3 Rango. ....	42
4.2.5.2.4 Distancia de apilamiento. ....	43
4.2.6 Modelos matemáticos ....	43
4.2.6.1 Programación lineal entera mixta. ....	43
4.2.6.1.1 Técnica de ramificación y acotación (RA). ....	44
4.2.6.1.2 Técnica de los cortes de Gomory (CG.).....	45
5. Metodología ....	45
5.1 Etapa 1. Definición del problema y recolección de datos relevantes (Cumplimiento objetivo 1).....	46
5.2 Etapa 2. Formulación de un modelo matemático (Cumplimiento objetivo 2).....	47
5.3 Etapa 3. Solución del problema a partir del modelo (Cumplimiento objetivo 3).....	48

5.4 Etapa 4. Prueba y mejoramiento del modelo (Cumplimiento objetivo 4) .....	48
5.5 Etapa 5. Documentación del estudio (Cumplimiento objetivo 5).....	48
6. Definición del problema .....	49
7. Formulación del modelo matemático.....	52
7.1 Validación del modelo matemático .....	57
8. Construcción del Algoritmo solución .....	60
8.1 Fundamentos del algoritmo.....	60
8.2 Algoritmo solución .....	63
9. Evaluación del modelo.....	65
9.1 Ajustes del modelo.....	65
9.2 Resultados del modelo planteado.....	68
9.3 Validación del algoritmo solución .....	74
10. Conclusiones .....	79
11. Recomendaciones .....	80
Referencias Bibliográficas .....	82

**Lista de Tablas**

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Cumplimiento de objetivos.....	12
Tabla 2. Conjuntos del modelo .....	57
Tabla 3. Cantidades enviadas desde los puntos de recolección a los laboratorios en el periodo t	58
Tabla 4. Puntos de recolección a abrir en el periodo t.....	59
Tabla 5. Cantidad de inventario a mantener en un hospital en el periodo t.....	59
Tabla 6. Transbordo lateral entre hospitales en el periodo t.....	60

**Lista de Figuras**

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Autores con más publicaciones sobre BSCND .....	17
Figura 2. Autores con más citaciones en el tema BSCND .....	18
Figura 3. Países que mayormente han investigado sobre BSCND .....	19
Figura 4. Numero de contribuciones por año sobre el tema tratado .....	20
Figura 5. Etapas de un estudio en investigación de operaciones .....	46
Figura 6. Esquema cadena de suministro a investigar .....	49
Figura 7. Esquema de la promoción de individuos del NSGA-II .....	62
Figura 8. Mapa de calor para la configuración 1 .....	66
Figura 9. Mapa de calor para la configuración 2 .....	67
Figura 10. Frente de Pareto del modelo propuesto .....	69
Figura 11. Flujo de unidades en el periodo 1 .....	70
Figura 12. Flujo de unidades en el periodo 2 .....	71
Figura 13. Flujo de unidades en el periodo 3 .....	72
Figura 14. Flujo de unidades en el periodo 4 .....	73
Figura 15. Flujo de unidades en el periodo 5 .....	74
Figura 16. Esquema cadena de suministro .....	75
Figura 17. Frente de Pareto escenario 1 .....	76
Figura 18. Esquema cadena de suministro .....	77
Figura 19. Frente de Pareto escenario 2 .....	78

## **Lista de Apéndices**

Ver apéndices adjuntos

Apéndice A. Modelo en gams

Apéndice B. Datos del modelo

Apéndice C. Datos Escenario 1

Apéndice D. Datos Escenario 2

Apéndice E. Código en Python

Apéndice F. Artículo BSCND

## Resumen

**Título:** Modelo determinístico bi-objetivo para el diseño de red de cadena de suministro de la sangre y sus hemoderivados, considerando transbordo lateral\*

**Autores:** Jennifer Natalia García Gómez y José Andrés Piña Arenas\*\*

**Palabras clave:** Diseño de cadenas de suministro, sangre, plasma, plaquetas, glóbulos rojos, hemoderivados, optimización, transbordo lateral, NSGA II, multiobjetivo.

### Descripción:

En esta investigación se analiza desde una perspectiva determinista el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre, bajo los siguientes dos objetivos: la disminución de los costos de la cadena de suministro y la suma de tiempos en los que la sangre y sus hemoderivados (glóbulos rojos, plasma, plaquetas) permanecen en la cadena. Se considera una cadena de suministro de tres niveles compuesta por puntos de donación, laboratorios y hospitales. Entre el primer escalón se recolecta y transporta un único producto denominado sangre total, mientras que entre el segundo escalón se habla de un multiproducto debido a la descomposición de la sangre total en cada uno de los hemoderivados, en el último nivel se adopta el transbordo lateral como una opción para suplir la demanda en caso de escases en los laboratorios. Para dar solución al modelo de programación lineal entera mixta, se propone la construcción de un algoritmo genético de clasificación no dominado NSGA-II, el cual se desarrolla por medio del lenguaje de programación Python.

Encontrándose por medio de diferentes experimentaciones los valores adecuados para los diferentes operadores del algoritmo genético como lo son el tamaño de la población, cruce, mutación, y número de generaciones, dando como resultado un frente de Pareto para el modelo propuesto, además se plantean dos nuevos escenarios de diferentes composiciones, con el fin de observar la flexibilidad del algoritmo al momento de optimizar diferentes escenarios de cadenas de suministro de la sangre.

---

\* Proyecto de grado.

\*\* Facultad de ingeniería Físico Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Programa de Ingeniería Industrial. Director M.sc. Javier Eduardo Arias Osorio

## Abstract

**Title:** A Bi-objective Deterministic Model for the Design of a Blood and Blood Derivatives Supply Chain Network with Lateral Transshipment\*

**Authors:** Jennifer Natalia García Gómez and José Andrés Piña Arenas\*\*

**Keywords:** Design of supply chains, blood, plasma, platelets, red blood cells, blood products, optimization, lateral transshipment, NSGA II, multi-objective.

### Description:

In this research, the problem of blood supply chain network design is analyzed from a deterministic perspective, under the following two objectives: the reduction of supply chain costs and the sum of times in which blood and its blood derivatives (red blood cells, plasma, platelets) remain in the chain. A three-level supply chain is considered, composed of donation points, laboratories and hospitals. Between the first step, a single product called whole blood is collected and transported, while between the second step, a multiproduct is spoken of due to the decomposition of whole blood into each of the blood derivatives. At the last level, lateral transshipment is adopted as an option to supply demand in case of shortages in laboratories. To solve the mixed integer linear programming model, the construction of a non-dominated genetic classification algorithm NSGA-II is proposed, which is developed through the Python programming language. Through different experiments, the appropriate values for the different operators of the genetic algorithm were found, such as population size, crossing, mutation, and number of generations, resulting in a Pareto front for the proposed model. In addition, two new scenarios of different compositions are proposed, to observe the flexibility of the algorithm when optimizing different scenarios of blood supply chains.

---

\* Degree project

\*\* Faculty of Physico-Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Industrial Engineering Program. Director: MA. Javier Eduardo Arias Osorio.

## Introducción

Las circunstancias vividas gracias a la pandemia del COVID-19 revela la importancia de contar con buenas políticas sanitarias y sistemas de salud eficientes que cuenten con la capacidad de atender las necesidades de la población en cualquier situación, esto se logra con una correcta planificación de cada uno de los actores que hacen parte de la red hospitalaria y para ello desde el diseño de la red cadena de suministro se deben tomar una serie de decisiones que debido a su naturaleza no son fáciles de cambiar, ya que se incurriría en altos costos, por lo que es fundamental que dichas decisiones sean acertadas. Uno de los elementos de más importancia usados no solo en emergencias, sino que también en procedimientos médicos de rutina es la sangre y sus hemoderivados siendo estos un producto crucial al momento de salvar una vida. Por lo tanto, es primordial una gestión eficiente desde el momento en el que se realiza la donación hasta que es transfundida a un paciente. Sin embargo, la creciente demanda, la disminución de la población de donantes y la perecebilidad de la sangre dificulta la toma de decisiones para la cadena de suministro de sangre (Seifried et al. ,2011).

Históricamente el estudio del diseño de la red de cadena de suministro de la sangre no ha tenido gran interés ya que en su mayoría las investigaciones se han centrado en conocer y mejorar desde la perspectiva de la gestión aspectos como el almacenamiento y distribución de la cadena de suministro, sin embargo, actualmente puede considerarse un tema emergente y relativamente reciente a nivel mundial, ya que los estudios enfocados a la cadena de suministro de la sangre y más específicamente en el diseño de la misma han incrementado; abordando una de las características más importantes de este tipo de problemas como lo es la incertidumbre que se

presenta tanto en la oferta como la demanda, y así mismo aspectos como el transbordo lateral, factores sociales, ecológicos, y situaciones de desastre e interrupción del suministro.

Los hemoderivados al igual que la sangre son altamente demandados, se obtienen a partir de técnicas como la aféresis o la centrifugación y presentan un nivel de perecebilidad alto, además cuentan con una vida útil variable, características que hacen que la preservación de la frescura de la sangre sea otro aspecto crítico en el diseño de red de cadena de suministro de la sangre. (Samani et al., 2019) Por otra parte, los transbordos laterales son una metodología útil en cadenas de suministro de este tipo ya que permiten adaptar el flujo de los diferentes productos a lo largo de la misma, previniendo la ruptura de stock y asegurando la disponibilidad de los hemoderivados al agruparlos en un mismo escalón en función de menores costos de almacenamiento y su relación con los costos de transporte (Paterson, 2011).

Aspectos como los mencionados anteriormente son motivación para el desarrollo de este proyecto sobre el diseño de la red de cadena de suministro de la sangre para el cual se plantean dos objetivos enfocados a la disminución del costo de la cadena y el tiempo que los hemoderivados permanecen en la misma, desde una perspectiva determinista. La solución se plantea a partir de planteamiento de un modelo de programación lineal entera mixta, la construcción de un algoritmo NSGA-II y la aplicación del método de restricción  $\varepsilon$  que permite obtener soluciones no extremas cambiando las regiones factibles, disminuyendo así el número de corridas y obteniendo soluciones más ricas y eficientes.

El proyecto está estructurado de la siguiente manera: en el capítulo 3 se encuentra la revisión de literatura, el capítulo 4 contiene el marco de antecedentes, la metodología seguida para el desarrollo del proyecto está en el capítulo 5, la definición del problema y la formulación del modelo se presentan en los capítulos 6 y 7, el algoritmo de solución y la validación del algoritmo

se abordan en el capítulo 8 y 9. Finalmente, los capítulos 10 y 11 se expresan las conclusiones y recomendaciones sobre la investigación realizada.

**Tabla 1.**

*Cumplimiento de objetivos*

<b>Objetivo</b>	<b>Cumplimiento</b>
Realizar una revisión de literatura sobre el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre.	Capítulo 3
Formular un modelo matemático para el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre.	Capítulo 7 Apéndice A
Definir y desarrollar la técnica a usar para dar solución al modelo formulado.	Capítulo 8 Apéndice B, E
Evaluar la técnica a partir de instancias propias del problema abordado.	Capítulo 9 Apéndice C, D
Elaborar un artículo de carácter publicable sobre la investigación.	Apéndice F

### **1. Justificación y planteamiento del problema**

La estructura de una cadena de suministro está compuesta por cada una de las empresas que se ven involucradas en la producción y distribución de un bien o servicio, desde los proveedores hasta el usuario final; es de resaltar que las cadenas se definen como una red de proveedores, distribuidores y consumidores, más no como una cadena lineal compuesta por un solo actor de estos mismos en cada nivel. Teniendo en cuenta lo anterior, diseñar la red de cadena de suministro involucra integrar cada nivel de la cadena en función del cumplimiento de un mismo objetivo, para ello se requiere la toma de decisiones de forma coordinada en varios niveles; a nivel

estratégico, se determina la ubicación de las instalaciones, su capacidad y qué tecnologías se requieren para desarrollar los procesos que se llevarán a cabo en cada instalación, a nivel táctico se toman decisiones respecto a qué tipos de productos se van a fabricar, canal de distribución y modo de transporte, por otra parte, las decisiones en el nivel operativo implican definir el inventario de materia prima, producto en proceso y producto terminado. Logrando con esto satisfacer la demanda al mínimo costo posible mediante un correcto flujo de producto a través de la red.

La cadena de suministro de la sangre por su parte se compone de puntos de donación, centros de recogida, laboratorios, bancos centrales de sangre y puntos de demanda (hospitales), debido a su flexibilidad también se pueden considerar centros de desechos y transbordo lateral entre hospitales. La cadena inicia con la extracción de sangre de los donantes la cual se puede realizar por el método tradicional, extracción de sangre completa o por aféresis, extracción de un hemoderivado en específico; y termina con la transfusión de sangre a los pacientes. La sangre se considera un producto altamente perecedero y cada uno de sus hemoderivados cuenta con una vida útil y condiciones de almacenamiento distintas, la descomposición en los diferentes productos sanguíneos (glóbulos rojos, plaquetas o plasma) se lleva a cabo en los laboratorios, donde a su vez se realiza los respectivos exámenes para analizar que esté libre de enfermedades como el VIH, VPH, sífilis, entre otros. La tasa de desperdicio es otro aspecto crítico que se presenta por el tiempo de expiración de los productos, fallas en los dispositivos, errores del personal y sangre contaminada de los donantes, con un porcentaje equivalente al 12,96%, 1,59%, 3,22% y 0,84% respectivamente (Gilani Larimi et al., 2019).

De acuerdo con lo anterior, se decide diseñar una red de cadena de suministro de la sangre bi-objetivo enfocada a disminuir los costos y la suma de tiempos en los que la sangre y sus

hemoderivados permanecen en la cadena, para ello se considera una cadena de suministro de tres niveles compuesta por puntos de donación, laboratorios y hospitales. El primer escalón comprende los puntos de donación en los cuales se obtiene la sangre por el método tradicional, es decir, únicamente se dona sangre total, por lo cual en este escalón se considera la sangre como un solo producto; y los laboratorios en los cuales se realizan los exámenes pertinentes para valorar la calidad de la sangre. El segundo escalón abarca los laboratorios incluyendo los bancos de sangre en donde se almacenan los hemoderivados luego de su fraccionamiento, convirtiendo la sangre en multiproducto; y los hospitales quienes generan la demanda de los distintos hemoderivados la cual presenta un comportamiento dinámico a lo largo de múltiples periodos. Como se mencionó anteriormente, los hemoderivados son altamente perecederos y cada uno tiene una vida útil diferente, los glóbulos rojos perecen a los 35 días de su extracción, las plaquetas a los 5 días y el plasma a los 365 días (Arvan et al., 2015), razón por lo cual la tasa de desperdicio en los laboratorios es alta ocasionando un desequilibrio en el stock de los hospitales, generando incumplimientos en la demanda. Debido a esto se decide incluir el transbordo lateral como una estrategia de compensación de la demanda entre hospitales, ya que este tiene como fin suplir las unidades de hemoderivados de sangre que los laboratorios no logren satisfacer en determinado periodo de tiempo. Por otra parte, se decide transformar el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre en un modelo de programación lineal de enteros mixtos, y abordar el problema multiobjetivo por medio del método de la  $\epsilon$ - restricciones que permite convertirlo en un problema monoobjetivo; adicionalmente, se propone el algoritmo genético NGSII como método de solución.

## **2. Objetivos**

### **2.1 Objetivo general**

Diseñar y evaluar un modelo determinístico bi-objetivo para el diseño de red de cadena de suministro de la sangre y sus hemoderivados considerando transbordo lateral.

### **2.2 Objetivos específicos**

Realizar una revisión de literatura sobre el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre.

Formular un modelo matemático para el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre.

Definir y desarrollar la técnica a usar para dar solución al modelo formulado.

Evaluar la técnica a partir de instancias propias del problema abordado.

Elaborar un artículo de carácter publicable sobre la investigación.

### 3. Revisión de la literatura

#### 3.1 Análisis bibliométrico

Se realizó una búsqueda inicial en la base de datos *Scopus*, basada en el problema general obteniendo como resultado 32 artículos, por medio de la siguiente ecuación:

```
TITLE-ABS-KEY ( "blood" AND "supply chain AND network AND design" )
```

Del mismo modo se decide realizar una búsqueda más específica, encontrando 41 resultados en base a la siguiente ecuación:

```
TITLE-ABS-KEY ( ( ( "blood" OR "platelets" OR "red blood cells" OR "plasma" ) AND ( "supply chain network design" OR "logisti* network design" OR ( "supply chain design" AND "optimization" ) ) ) )
```

Dado que al momento de efectuar la depuración de los resultados no se obtuvo suficiente literatura relacionada con el problema, se opta por realizar la búsqueda en otras bases de datos como *Science direct* y *Springer* con las ecuaciones de búsqueda mencionadas anteriormente.

El análisis bibliométrico se llevó a cabo en la herramienta *VOSviewer*, con la cual se pudo determinar las siguientes clasificaciones:

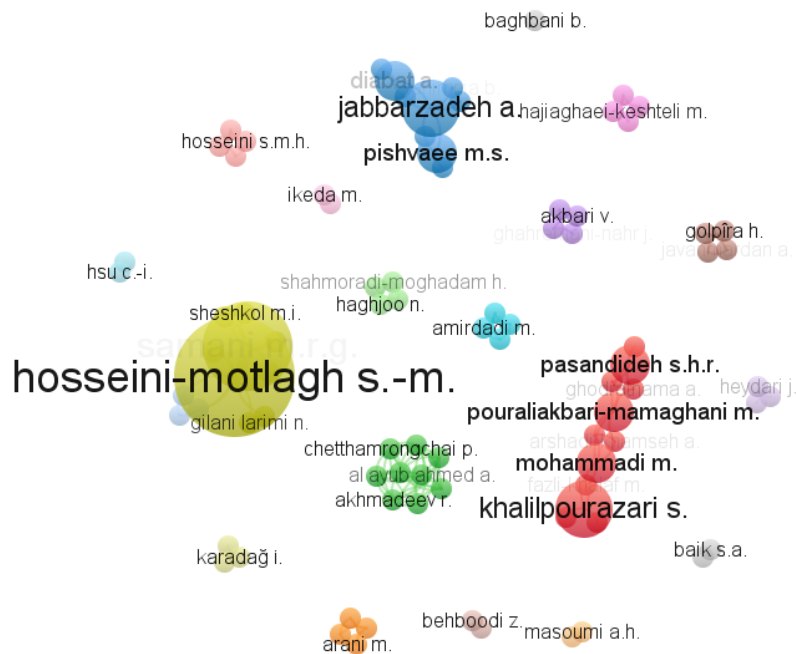
##### 3.1.1 Autores

Entre los autores que han realizado contribuciones sobre el problema de BSCND, destacan Hosseini-motlagh, Ghatreh Samani, con 7 y 5 artículos respectivamente, Jabbarzadeh y

Khalilpourazari con 3, quienes como se muestra han colaborado con otros autores conformando 3 importantes clusters.

### Figura 1.

*Autores con más publicaciones sobre BSCND*

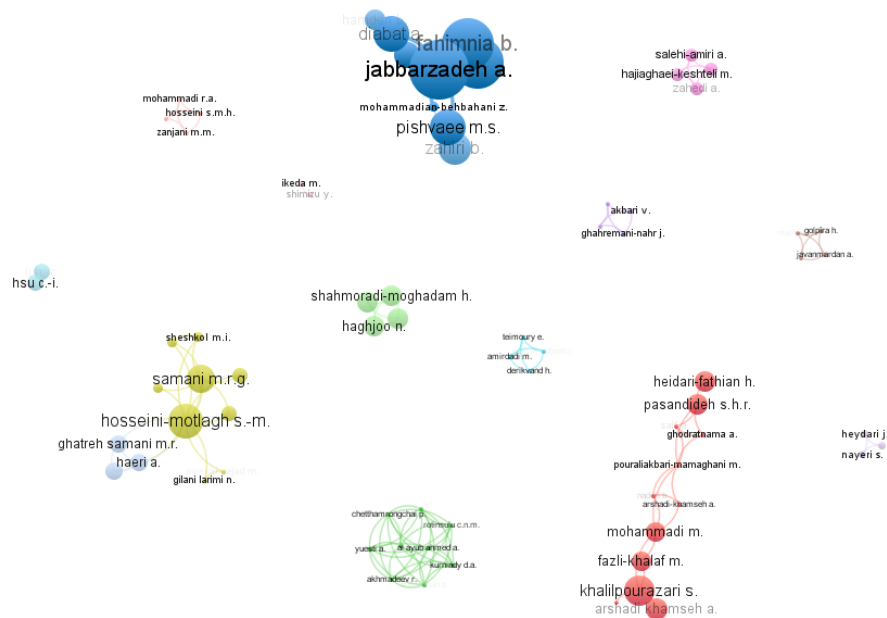


*Nota:* Tomado de VOSviewer

Por el contrario, se evidencia que el autor más citado con relación al diseño de red de cadena de suministro de la sangre es Jabbarzadeh con 306 citaciones, seguido de Fahimnia con 234 citas y Hosseini-motlagh con 122 citas.

**Figura 2.**

*Autores con más citaciones en el tema BSCND*



*Nota:* Tomado de VOSviewer

### 3.1.2 Países

El análisis bibliométrico nos muestra la interacción de los países que más investigaciones han realizado sobre el diseño de redes de cadena de suministro de la sangre, Irán es el país con mayores aportes alcanzando 23 publicaciones mientras Estados Unidos ocupa el segundo lugar con 8 artículos y Canadá con 4. Conformando cada uno un clúster.

**Figura 3.**

*Países que mayormente han investigado sobre BSCND*



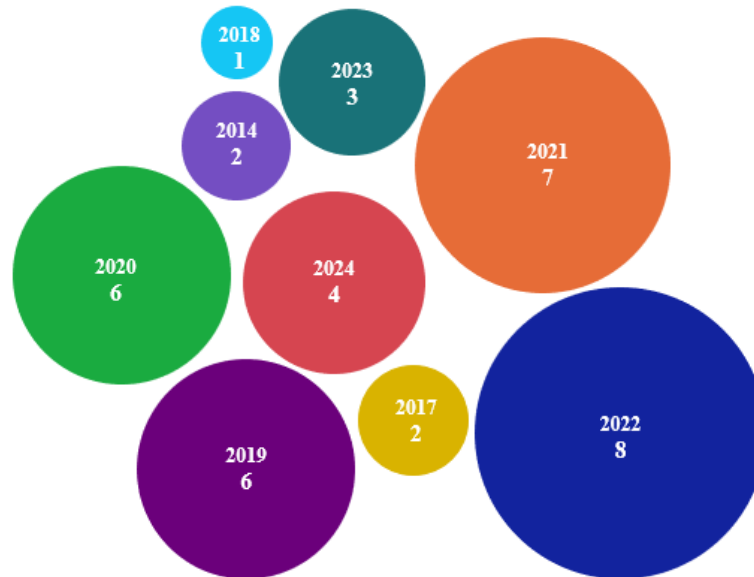
*Nota:* Tomado de VOSviewer

**3.1.3 Año**

Como se observa en la *figura 4* a partir del año 2019 se presenta un importante incremento en el número de publicaciones respecto a años anteriores, tal que para el año 2021 se realizaron 7 publicaciones; asimismo se refleja que el 2022 hubo un gran interés por abordar e investigar el diseño de redes de cadena de suministro de la sangre, siendo el año con más publicaciones, realizándose 8. Por el contrario, en los años 2023 y 2024 hubo una reducción significativa de investigaciones sobre el tema.

**Figura 4.**

*Numero de contribuciones por año sobre el tema tratado*

**3.2 Análisis preliminar de la literatura**

Las transfusiones de sangre son fundamentales para preservar la vida y mejorar la salud, sin embargo, no siempre se tiene acceso a sangre segura cuando se requiere dado que la demanda es muy fluctuante y el suministro muy variable, por lo cual la planeación es más difícil de realizar. Las primeras investigaciones en relación con las cadenas de suministro de la sangre surgieron en 1982, las cuales no concebían de forma integral la cadena y únicamente se centraban en los problemas de inventario en los bancos de sangre (Beliën & Forcé, 2012). Por lo anterior, en los últimos años se ha evidenciado la importancia de diseñar redes de cadena suministro de la sangre que integren las actividades relacionadas con la extracción, verificación, tratamiento, almacenamiento y distribución de sangre de forma eficaz.

Nagurney & Masoumi, (2012) diseñaron una red sostenible para la cadena de suministro de sangre que consta de seis niveles, desarrollaron un sistema multicriterio en redes con multiplicadores de arco, que aborda las características críticas del sistema como definición de las capacidades y asignaciones óptimas, el riesgo de la oferta y el costo asociado a los residuos de sangre peligrosos. Además, aplicaron un enfoque de desigualdad variacional para formular y solucionar el modelo, mediante el método de Euler.

Jabbarzadeh et al., (2014) presentan un modelo de diseño de red de optimización robusta para el suministro de sangre en situaciones de desastre con el fin de determinar en múltiples periodos decisiones de ubicación y asignación. Abordan aspectos como la incertidumbre de la oferta y la demanda, por último, evalúan el modelo con datos reales en diferentes escenarios durante y después de posibles terremotos.

Arvan et al., (2015) consideraron una red cadena de suministro de tres eslabones, incorporando el transbordo lateral en el último nivel. Implementaron un modelo de programación lineal de enteros mixtos con el fin de identificar la localización de los puntos de donación y los bancos de sangre centrales, además de planificar la cantidad de producto que se envía entre las instalaciones. Para ponderar las funciones objetivas propuestas, minimizar el costo y el tiempo de los hemoderivados en la cadena usaron el método de restricción  $\epsilon$ . Finalmente, evaluaron varios conjuntos de problemas con variables conocidas para demostrar la aplicabilidad del modelo. Por su parte, Fahimnia et al., (2017) investigaron una cadena de red de suministro de tres eslabones con el objetivo de minimizar sus costos y el tiempo de entrega de la sangre en entornos de desastre, diseñaron un modelo estocástico con un enfoque de solución híbrida, que combina los métodos de restricción  $\epsilon$ , el cual convierte el modelo bi-objetivo en un modelo monobjetivo y la relajación lagrangiana que permite encontrar una solución óptima. Además, es apto para dar soluciones a

distintos problemas en tiempos razonables, teniendo en cuenta la cantidad de producto transferido a los centros regionales y la capacidad de los mismos.

Behzad Zahiri & Mir Saman Pishvae (2017) propusieron una red de cadena de suministro sanguíneo considerando la compatibilidad sanguínea y transbordos entre los centros de laboratorio y los centros principales. Desarrollaron un modelo MILP bi-objetivo para optimizar el costo total y la demanda insatisfecha con enfoques posibilistas robustos basados en credibilidad para tratar la incertidumbre de los parámetros. Finalmente, evaluaron los resultados por medio de un estudio de caso real en Irán, determinando que la programación posibilista robusta alcanzó una disminución en los costos en comparación con la red estudiada.

Ramezani & Behboodi, (2017) realizaron una planeación de múltiples periodos para una red de cadena de suministro de tres niveles e incluyeron aspectos sociales que puedan afectar la donación de sangre como la distancia entre el donante y el punto de donación. Formularon un modelo de programación lineal de enteros mixtos y desarrollaron un modelo de optimización en contextos deterministas para el problema de ubicación-asignación y robustos para incorporar la incertidumbre de la demanda, el cual no aumenta la complejidad del modelo superando el método de solución basado en escenarios. Posteriormente, lo evaluaron mediante un caso real en Teherán que les permitió generar criterios para futuros diseños.

Eskandari-Khanghahi et al., (2018) Formularon una programación lineal de enteros mixtos para el diseño de red de cadena de suministro para la cual además del costo, consideraron factores ambientales y sociales dentro de las funciones objetivas. Aplicaron el método de restricción  $\epsilon$  para convertir el modelo multiobjetivo en monobjetivo y usaron una programación posibilista difusa para tratar la incertidumbre del modelo. Además, lo evaluaron mediante el algoritmo de recocido simulado (SA) y búsqueda de armonía, encontrando que el algoritmo SA provee una mejor

solución en menor tiempo. Asimismo, Heidari-Fathian & Pasandideh, (2018) Presentan un modelo de programación matemática de enteros mixtos multiobjetivo que se basa en disminuir el costo total de la red de cadena de suministro y los impactos ambientales. Además, utilizan el método de función de objetivo acotado para transformar el modelo multiobjetivo en un solo objetivo. Propusieron la heurística de relajación lagrangiana basada en el enfoque de subgradiente con el fin de solucionar el modelo; logrando obtener resultados para problemas pequeños y de gran tamaño.

Rahmani, (2019) consideró una red de cadena de suministro de sangre de tres niveles de la primera milla e incluyó aspectos como el riesgo de interrupciones en medio de un desastre, diseñó un modelo robusto y confiable con un enfoque sólido (algoritmo de relajación lagrangiana) para manejar la incertidumbre e implementó el criterio  $p$  para reducir el impacto de las interrupciones. Además, realiza un análisis de sensibilidad, que corrobora la confiabilidad y robustez del modelo para la protección simultánea del riesgo de interrupciones e incertidumbre. Ahora bien Fazli-Khalaf et al., (2019) en su investigación plantearon un diseño de red de cadena de suministro de sangre conformada por cinco niveles, incorporaron un modelo tri-objetivo que se basa en minimizar los costos totales de la cadena, el tiempo de transporte y maximizar la confiabilidad de las pruebas de sangre. Para alcanzar estos objetivos desarrollaron un modelo robusto de programación de restricción de azar flexible y posibilista (RPFCCP) y adicionalmente, un modelo de programación de restricción de azar flexible y posibilista (PFCCP), de acuerdo con esto determinaron que el modelo RPFCCP presenta un comportamiento más eficiente.

Hosseini-Motlagh, Samani, et al., (2020) realizaron la primera investigación que considera tres retos del BSCN, estos son: la motivación de los donantes, la optimización de las decisiones de ubicación y capacidad, y el control de la confiabilidad y solidez de la red bajo riesgo combinatorio. Usando el análisis envolvente de datos (DEA) evalúan las alternativas de ubicación y desarrollan

un modelo de programación entera mixta para dar solución a las decisiones de ubicación y capacidad, posteriormente convierten el modelo en una programación robusta flexible posibilista-estocástica mixta (MPSFRP) para considerar la incertidumbre y lo implementan en un caso real.

Hamdan & Diabat, (2020) diseñaron una cadena de suministro de sangre compuesta por cuatro eslabones para la cual desarrollaron un modelo bi-objetivo con el fin de reducir los efectos causados en las situaciones de desastre, logrando optimizar los costos totales y el tiempo de entrega de sangre refinada a los hospitales después de un desastre, mediante técnicas de optimización robustas y optimización estocástica de dos etapas. Considerando aspectos como la perecebilidad de la sangre, la incertidumbre de los desastres y sus consecuencias a la cadena, transbordo lateral entre regiones y la disrupción en las rutas en los posibles escenarios.

Haeri et al., (2020) formularon un modelo resiliente-eficiente integrado multiobjetivo para diseñar una red de cadena de suministro de sangre, aplicando distintos enfoques de solución como el análisis envolvente de datos para evaluar la eficiencia y herramientas de optimización para las medidas de resiliencia, y un enfoque difuso interactivo para manejar el problema multiobjetivo. Mediante la aplicación en un caso de estudio se comprobó que para mejorar el diseño de red de cadena de suministro de la sangre es factible manejar simultáneamente las medidas de eficiencia, resiliencia y costo.

Kaya & Ozkok, (2020) contemplaron una red de cadena de suministro diferente a la usual, pues asignaron hospitales como bancos de sangre locales los cuales son encargados de manejar el inventario de sangre y proveen a otros hospitales. Desarrollaron un modelo de programación no lineal de enteros mixtos y contrastaron tres metodologías de solución como los métodos exactos, aproximación por partes y recocido simulado (SA) encontrando que el método SA proporciona

mejores resultados. También comprobaron que el nuevo diseño propuesto de la cadena de suministro respecto a la usual tiene un impacto positivo en los costos.

Samani et al., (2020) proponen un diseño de red de cadena de suministro de plaquetas con transbordo lateral entre hospitales, riesgo de interrupción e incertidumbre, para manejar estas condiciones desarrollan un modelo de dos fases que consiste en activar la fase proactiva cuando se presenta la incertidumbre operativa usando el método de recolección de sangre completa y la fase reactiva cuando se presentan interrupciones, recolectando la sangre por medio de aféresis. Para dar solución utilizaron un enfoque de programación estocástico - difuso encontrando que el modelo propuesto logra simultáneamente que la cadena de suministro soporte las interrupciones y la escasez.

Haghjoo et al., (2020) estudiaron una red de cadena de suministro de sangre con riesgos de disrupción en una situación de desastre, mediante un modelo dinámico y robusto de asignación-ubicación para periodos múltiples. Utilizaron el algoritmo competitivo imperialista auto-adaptativo (SAICA) para dar solución al modelo y evaluaron su eficiencia por medio de un algoritmo de optimización de malezas invasivas (IWO).

Hosseini-Motlagh, Gilani Larimi, et al., (2020) diseñaron y planificaron una red de cadena de suministro integral de plasma y sus derivados, involucrando factores como la calidad, eficiencia, demanda diferenciada y control de riesgos, además por medio del análisis envolvente de datos identificaron la ubicación apropiada para los centros de donación. Formularon una programación lineal integrada de enteros mixtos y un enfoque robusto conservador para enfrentar la ambigüedad de la demanda con relación a los productos y el costo.

Samani & Hosseini-Motlagh, (2021) diseñaron una red de cadena de suministro de sangre, multiproducto y multinivel en caso de desastre e incorporan la utilidad de las instalaciones de

recolección de sangre, por medio de un enfoque de evaluación de la utilidad (modelo Logit), además para hacer frente a la incertidumbre y la capacidad para abastecer la demanda en casos de interrupción, desarrollan un nuevo enfoque robusto estocástico en dos etapas. Adicional a esto, realizaron un caso con datos reales en Irán para corroborar la conveniencia del modelo propuesto. Karadağ et al., (2021) rediseñaron una cadena de suministro de sangre existente en Anatolia Turquía, en la que contemplaron unidades móviles y permanentes, presentan un modelo multiobjetivo de programación lineal entera mixta, con el fin de otorgar una ponderación a los tres objetivos planteados, realizan un proceso jerárquico analítico (AHP) encontrando que se debe priorizar la minimización de la distancia entre los donantes y los centros regionales de sangre (RBC). Evaluaron el modelo en la región de Anatolia oriental de Turquía y proporciona al menos un 25% de soluciones más efectivas en comparación con la situación actual en la región.

Arani et al., (2021) consideraron una red de cuatro niveles e incorporaron el reabastecimiento lateral entre hospitales con un problema de ruta de inventario. Propusieron un modelo estocástico de programación de enteros mixtos de tres objetivos con un enfoque basado en escenarios discretos y una técnica revisada de programación de objetivos de elección múltiple, con la que obtuvieron una mejora en los indicadores de desempeño de unidades de comparación cruzada y obsoleta.

Seyfi-Shishavan et al., (2021) desarrollaron una red de cadena de suministro bajo incertidumbre compuesta de cuatro escalones establecidos como proveedores (donantes), recolectores (puntos móviles y fijos), distribuidores (centros de sangre) y consumidores (hospitales). Definieron la minimización del costo total de la red como variable de decisión en el modelo borroso y utilizaron el número borroso trapecoidal para abordar la dinámica incierta del problema dada por el suministro de sangre de los donantes, los costos, el índice de falla, la demanda

de sangre de los hospitales y la tasa de sangre utilizable, denotado por conjuntos difusos esféricos (SFS) que consideran la pertenencia, la indeterminación y la no pertenencia para cada parámetro.

Ghasemi et al., (2022) formularon un modelo de programación lineal de enteros mixtos de dos niveles y dos fases en el que se minimizan los costos totales y se maximiza la utilidad de los donantes, debido a la naturaleza incierta de los parámetros propusieron un enfoque de programación mixto posibilista-robusto-borroso para una cadena de suministro de sangre con dos niveles durante la pandemia del COVID 19, y la teoría de juegos de Stackelberg como técnica de solución. En dicha red consideraron tres tipos de donantes: recuperados, recurados con enfermedades y sanos, de los cuales la sangre proveniente de donantes sanos, no ingresa a la cadena de suministro, siendo exclusiva para pacientes con hemofilia; también clasificaron la sangre según la edad en tres tipos: fresca, mediana y vieja, utilizando esta última para pacientes con COVID 19 que requieran cirugía. Así, mismo, dado que realizan dos métodos de extracción sanguínea (leucorreducción o normal) definen que solo los hombres pueden hacerla por el primer método. Por último, tuvieron en cuenta el efecto de anuncios gubernamentales en la captación de donantes.

Tirkolae et al., (2022) diseñaron una cadena de suministro de sangre de cuatro niveles, considerando el impacto del COVID 19 y aspectos socioeconómicos con el fin de reducir el costo y aumentar las oportunidades laborales. Formularon un modelo MILP multiobjetivo incierto el cual define elementos de localización, asignación, capacidad y transporte; adoptando para este último tres modos: motocicleta, helicóptero y vehículo. Por otra parte, en los bancos de sangre, además de realizar los exámenes rutinarios, se realiza una prueba de COVID 19 para garantizar el buen estado de la sangre, incurriendo en un costo extra. Los parámetros inciertos como la demanda y la eliminación de la sangre se plantean como números borrosos triangulares.

Nahofti Kohneh et al., (2023) diseñaron una red de cadena de suministro de la sangre, la cual abarca tres niveles, centros de sangre, hospitales y centros de sangre de respaldo. La construcción de esta cadena se desarrolla teniendo en cuenta los componentes como cobertura de respaldo, transbordo lateral, tarjetas de regalo, almacenamiento intermedio y transfusión de sangre, esta cadena de suministro tiene como objetivo reducir la escasez de sangre en el sistema mejorando la coordinación entre los diferentes niveles de la red y alentando a más personas a donar sangre, implementan un método de relajación lagrangiana en el modelo con el fin de mejorar la capacidad de abordaje de problemas de gran escala con mayor eficiencia, finalmente los resultados demuestran la validez de lo propuesto y la ventajas del enfoque para satisfacer la demanda en tiempos de desastre.

Fariman et al., (2024) proponen un modelo de optimización robusto para una red de suministro de sangre con múltiples objetivos considerando análisis de escenarios en condiciones de incertidumbre, el modelo se basa en asignar sangre a varias instalaciones de demanda en función a su cantidad y ubicación, considerando situaciones potenciales, se plantean dos funciones objetivas, la primera es la reducción de los costos y el segundo es minimizar de flujo sanguíneo durante varios periodos de tiempo, para el desarrollo del modelo se utilizan datos estadísticos para llevar a cabo el estudio en un escenario real, el modelo del problema se abordó utilizando el programa Lingo 12, además, se resuelve utilizando el enfoque ponderado, donde la función objetivo de costos actúa como restricción, al final se demuestra que el modelo es eficiente para dar soluciones rápidas en diferentes escenarios; adicional a esto se demuestra que el método puede ser muy beneficioso en planeación de emergencias.

## 4. Marco de referencia

### 4.1 Marco de antecedentes

Al realizar la búsqueda del problema de diseño de redes de cadena de suministro de la sangre (BSCND) por medio del catálogo bibliográfico de la Universidad Industrial de Santander, no se pudieron determinar investigaciones precedentes relacionadas directamente con el tema, sin embargo, se encuentran trabajos de investigación que buscan dar solución a problemas inmersos en el diseño de cadenas de suministro, como lo son la optimización de inventarios, el ruteo de vehículos, la localización de instalaciones y el transbordo lateral considerando múltiples periodos y productos. Y a su vez un proyecto de pregrado realizado por Caballero & Aguilar, (2019) quienes basan su método de solución al problema de diseño de una red logística en el algoritmo NSGA II el cual aporta elementos para la adaptación del algoritmo al problema de BSCND planteado. En consecuencia, se refieren algunos de los proyectos realizados previamente en la Universidad Industrial de Santander.

Córdoba, (2020) en su investigación presenta un modelo de programación lineal entera mixta para dar solución al problema de gestión de inventarios y ruteo de vehículos de dos escalones considerando transbordo lateral enfocado a industrias de repuestos, con el fin de minimizar los costos logísticos totales, desarrolla una metaheurística híbrida, la cual se compone de un algoritmo genético y una búsqueda tabú. En el estudio se propone habilitar posibles rutas de transbordo lateral en el eslabón intermedio ya que es una metodología flexible y útil, permitiendo la disponibilidad

de los productos requeridos por los clientes, en la cantidad y tiempos adecuados, evitando así la pérdida de ventas y las rupturas de stock.

Define cuatro etapas para el desarrollo de la metaheurística, iniciando con la codificación y generación de la población, seguido del mejoramiento de la población, búsqueda tabú y por último el algoritmo genético. A partir de lo anterior se realiza una comparación de desempeño del algoritmo híbrido con la solución exacta la cual se desarrolló por medio de programación lineal mixta teniendo en cuenta el valor de la función objetivo y el recurso computacional utilizado, la solución exacta se ejecuta por medio de Gams y el algoritmo genético a través de Matlab, como resultado se observa que la metaheurística ofrece excelentes resultados, ya que brinda soluciones óptimas o muy cercanas a ella, y en relación al recurso computacional el algoritmo presenta un mejor comportamiento en comparación con los métodos exactos, ya que encuentra soluciones óptimas más rápido, además se pudo determinar que los transbordos laterales son propicios siempre y cuando se contemplen características como los costos de transporte variables entre flotas o políticas de inventario desplazadas por más tiempo.

Por su parte, Arias, (2020) formuló el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP) bajo un enfoque de logística hospitalaria, con el objetivo de definir de manera simultánea la localización de los depósitos primarios y centros de distribución, junto con los planes de ruteo de dos niveles para satisfacer la demanda de los clientes de una industria farmacéutica, minimizando los costos totales de la red propuesta; dentro de los que se encuentra el costo de abrir instalaciones y los asociados al ruteo de los vehículos. Dada la naturaleza NP-Hard del problema desarrolló un Algoritmo Genético con enfoque de codificación bidimensional, además implementó una técnica híbrida con la heurística del vecino más cercano y el método de ahorro, para generar la población inicial, logrando así centrarse en las mejores áreas factibles del problema

y no invertir tiempo computacional en las regiones infactibles. Sin embargo, con el fin de dar variedad de soluciones incluyo el componente aleatorio con una ponderación de 40% mientras que dividió por partes iguales el 60% restante, en cada uno de los procedimientos heurísticos.

Finalmente, validó la eficacia y eficiencia del modelo desarrollado mediante experimentos numéricos, contemplando tres instancias (pequeña, mediana y robusta) y haciendo uso de un diseño factorial  $2^4$ , lo cual permitió determinar, que los parámetros: tamaño de población, número de generaciones y tasa de cruce, contribuyen significativamente en la función objetivo.

Poches & Tarazona, (2020) es su estudio desarrollaron un modelo de inventario multi-periodo para una red de distribución multi-escalón y multi-ítem, cuyo propósito es integrar a todos los miembros de la cadena, resolviendo preguntas como ¿cuándo pedir? y ¿cuánto pedir? de forma que se optimicen los costos, así mismo, dieron un enfoque de costos fijos y variables al modelo para decidir si los centros de distribución deben ser especializados. Para dar solución al modelo usaron el software GAMS con el solucionador CPLEX con el método de optimización Branch and Cut, a través de la programación lineal entera mixta e incluyeron los diferentes tiempos de entrega presentes en una cadena de suministro como el tiempo de procesar un pedido y enviarlo para dar mejores respuestas a las preguntas ¿Cuánto pedir? y ¿Cuándo pedir?; además consideraron diferentes escenarios y variaciones obteniendo como resultado un comportamiento lineal en los costos de mantener inventario y de pedir o fabricar. Por otra parte, plantearon la hipótesis de si “una red de distribución multiescalón, un modelo de inventarios multiperiodo, multi-ítem, con tiempos de entrega en las órdenes y centros de distribución especializados por productos, incide en menores costos, que si estos manejan todos los productos”, para corroborar o rechazar la hipótesis realizaron dos modelos de programación lineal entera mixta, el primero contempla los centros de distribución multi-ítem, y el segundo centros de distribución especializados, obteniendo

que la hipótesis se debe rechazar siempre y cuando el nivel de servicio sea alto, ya que la especialización de los centros de distribución limita la flexibilidad del modelo para la elección de pedidos.

Caballero & Aguilar, (2019) plantean el diseño de una red logística inversa sostenible, aplicando un modelo de optimización difuso, multiobjetivo y multiperiodo, la base de esta investigación se da a partir de un estudio de una empresa productora de insumos médicos en Irán. Los objetivos de esta investigación se basan en minimizar el valor presente neto (VPN) de los costos, disminuir el impacto ambiental y aumentar la responsabilidad social, se propone como métodos de solución un *Algoritmo Genético* (AG) basado en el *NSGA-II* adaptándolo a las necesidades que presenta el problema, además se evalúa el impacto ambiental a partir del ciclo de vida (LCA) y la responsabilidad social en base a el número de trabajos utilizados en la red, la incertidumbre se maneja a partir de técnicas *Fuzzy* o difusas en el modelo matemático, sin embargo este se transforma en un modelo *Crisp* con el fin de facilitar la solución del problema. El modelo se ejecuta en *Matlab* obteniendo resultados como que el algoritmo genético funciona de una mejor forma usando tamaños de población pequeños y reacciona de mejor forma frente a altos porcentajes de mutación. Asimismo, el algoritmo propuesto no genera una eficiencia en relación con el tiempo, sin embargo, las decisiones asociadas al problema son de tipo estratégico, lo cual justifica la espera.

Bermudez & Garzón, (2016) en su estudio de pregrado desarrollan un modelo de localización discreto de centros de distribución capacitados (TSCFLP) en una cadena logística de tres eslabones, la cual tiene como objetivo ubicar los centros de distribución (CEDIS), sin embargo, al ser un modelo discreto se cuenta con algunas posibles alternativas para la localización, además se enfoca en determinar el área de almacenamiento necesario para atender la demanda

asignada, se plantea una programación lineal entera mixta, para dar desarrollo al problema de optimización combinatoria, el cual se ejecuta por medio del software GAMS y su solver CPLEX.

El modelo involucra algunas de las características más importantes de los sistemas de almacenamiento paletizado como lo son el área de los pasillos, la altura de las estanterías, el sistema de transferencia de mercancía (cálculo del factor pasillo) entre otros. La demanda es satisfecha únicamente por un centro de distribución, generando una única ruta de transporte, además que solo se puede instalar un cedi en el conjunto de posibles ubicaciones. Al ejecutar el modelo matemático se identifica que los costos de transporte y arriendo brindan la mejor localización de los centros de distribución, en cuanto más bajos sean, el modelo asigna mayor capacidad a los CEDIS, además de que funciona sin importar la variabilidad de los datos.

## **4.2 Marco teórico**

### ***4.2.1 Cadena de suministro***

Chopra & Meindl, (2013) explican la cadena de suministro como la unión de todas las partes que se ven involucradas en el cumplimiento de las necesidades de los clientes, ya sea directa o indirectamente; es decir, incluye desde los proveedores y fabricantes hasta los transportistas, vendedores y clientes. En este sentido, el diseño de la estructura de la cadena de suministro varía según las necesidades del cliente y del papel que cumple cada uno de los niveles en la cadena.

En la cadena de suministro existe un flujo constante de información, productos y fondos, el cual con frecuencia sucede en ambas direcciones y es coordinado por uno de los niveles o un intermediario, generando dinamismo entre los diferentes actores que conforman la cadena. Una

administración eficiente de los flujos y una elevada rentabilidad en una cadena de suministro conlleva a que esta sea más exitosa, sin embargo, dicho éxito no se debe medir con relación a la ganancia de cada nivel sino contemplar los ingresos y el costo total de la cadena de suministro, alcanzando la finalidad de la misma, que es optimizar el valor total generado.

#### ***4.2.2 Diseño de red de cadena de suministro***

Chopra & Meindl, (2013) mencionan que diseñar una red de cadena de suministro implica tomar una serie de decisiones que permiten estructurar la cadena de suministro y definir las condiciones bajo las cuales operará cada factor involucrado, esto con el fin de reducir el costo de la cadena o aumentar la capacidad de respuesta. Estas decisiones impactan significativamente el desempeño de la red y se afectan mutuamente por lo que deben tomarse contemplando este aspecto. Muchos factores pueden llegar a afectar la red de cadena de suministro por eso es importante tenerlos en cuenta desde el diseño de la misma, dichos factores son de carácter estratégico, tecnológico, macroeconómico, político y competitivo.

Las decisiones de diseño están relacionadas con el rol de las instalaciones, las cuales determinan la flexibilidad de la cadena para responder a los cambios del mercado y satisfacer la demanda; la ubicación de las instalaciones, que impactan el desempeño de la cadena ya que debido a sus características resulta costoso cerrarlas o trasladarlas; y la asignación de la capacidad, del mercado y de la oferta que deben reconsiderarse frecuentemente según la capacidad de la planta y condiciones del mercado. En consecuencia, es necesario revisar cada decisión a medida que la compañía crece.

### ***4.2.3 Diseño de cadena de suministro de la sangre***

Una cadena de suministro de sangre inicia con la extracción de sangre y finaliza con la transfusión de sangre a los pacientes y está conformada principalmente por centros de recogida de sangre, centros de transfusión de sangre y hospitales. Arvan et al., (2015) indican que, aunque el paso de la sangre a lo largo de la cadena puede asemejarse a una cadena de suministro de productos perecederos, esta tiene una importancia mayor, debido a sus características. *Pierskalla (2005)* señaló varias particularidades de la sangre, entre las que se encuentra su perecebilidad, ya que cada uno de sus hemoderivados cuenta con una vida útil distinta; Asimismo la sangre tiene un suministro muy variable lo que hace compleja su planificación y finalmente como *Beliën y Forcé (2012)* lo indican “las demandas de los hemoderivados en los puntos de demanda son variables extremadamente aleatorias y al menos estocásticas”. Además, existen otro tipo de complicaciones únicas en la cadena de suministro de la sangre, como la compatibilidad de la sangre y su desperdicio, la descomposición de los hemoderivados en los laboratorios y los transbordos laterales entre hospitales.

### ***4.2.4 Optimización multiobjetivo***

Una optimización es multiobjetivo cuando el problema de optimización comprende varias funciones objetivo a las cuales se debe encontrar una solución óptima conjunta para cada una de ellas, por lo que no es posible enfocarse únicamente en un objetivo omitiendo los demás, en ese sentido distintos resultados pueden generar trade off, es decir, escenarios en conflicto entre diversos objetivos. Una solución que es óptima con relación a un objetivo no necesariamente lo

será para los otros, de modo que, sería inapropiado elegirla solución óptima del problema y resulta necesario definir un acuerdo entre los objetivos (Correa & Bolaños, 2008). Para (López, 2013) la interpretación de ‘óptimo’ debe redefinirse, en cambio de perseguir una única solución, se intenta encontrar un conjunto de buenas soluciones.

**4.2.4.1 Problemas multiobjetivo.** En un problema multiobjetivo se busca minimizar o maximizar determinadas funciones objetivo sujetas a restricciones inherentes al problema. Existe una disparidad entre los objetivos que no permite encontrar una solución  $x$  que cumpla simultáneamente con todos, por lo tanto, la solución será un conjunto definido de números que optimicen las funciones objetivo y a su vez satisfaga las restricciones.

La región factible del problema está definida por las restricciones y la solución factible está dada por cualquier vector  $\vec{x}$  que esté en esta región, la calidad de dicha solución se determina por medio del concepto de dominancia (Santana Quintero, 2004).

Según lo citado en (Santana Quintero, 2004) matemáticamente los problemas multiobjetivo se definen como:

Encontrar el vector  $\vec{x}^*$  que satisfaga las  $m$  restricciones de desigualdad:

$$g_i(\vec{x}) \leq 0; i = 1, \dots, m$$

las  $p$  restricciones de igualdad:

$$h_i(\vec{x}) = 0; i = 1, \dots,$$

y optimice el vector de funciones objetivo:

$$f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})$$

**4.2.4.1.1 Óptimo de Pareto.** es el concepto asociado a la solución de un problema multiobjetivo expresado en 1896 por Vilfredo Pareto como: Un vector de variables de decisión  $\vec{x}^* \in f$  (donde  $f$  es la zona factible) es un óptimo de Pareto si no existe otro  $\vec{x} \in f$  tal que:  $f_i(\vec{x}) \leq f_i(\vec{x}^*) ; i = 1, \dots, k$  y  $f_j(\vec{x}) < f_j(\vec{x}^*)$  para al menos una  $j$  (Santana Quintero, 2004). Dicho de otra manera “Una alternativa es eficiente (o Pareto óptima) si toda alternativa que proporcione una mejora en un atributo produce un empeoramiento en al menos otro de los atributos” (Vitoriano, 2007)

Con esto se obtiene un conjunto de soluciones llamado Conjunto de Óptimos de Pareto que es el conjunto de vectores en el espacio de búsqueda que se corresponden con las mejores soluciones al problema de optimización y suelen ser llamados no dominados. Este conjunto de vectores puede presentar un crecimiento exponencial en tanto se incrementan las funciones objetivos involucradas (López, 2013).

**4.2.4.1.2 Dominancia de Pareto.** Este criterio permite determinar el conjunto de soluciones pareto-optimas y la define Vilfredo Pareto como sigue: “Una solución  $a$  pertenece a este conjunto si no puede encontrarse una solución  $b$  tal que mejore uno de los objetivos sin empeorar al menos uno de los otros” y se expresa como:

$$\text{Minimizar } f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]$$

$$\text{sujeto a: } g_i(x) \leq 0; i = 1, \dots, q$$

$$h_j(x) = 0; j = q + 1, \dots, m$$

Donde:  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  es el vector de variables de decisión,

$f: [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)] \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  son las funciones objetivo a minimizar

$$g_i, h_j: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \quad i = 1, \dots, q, \quad j = q + 1, \dots, m$$

son las funciones que representan las restricciones del problema y que definen las zonas factibles y no factibles del espacio de búsqueda (López, 2013).

Es decir, para que una solución domine a otra, ésta necesita ser estrictamente mejor en al menos un objetivo, y no peor en ninguno de ellos (Santana Quintero, 2004). Dadas dos soluciones  $a$  y  $b$  se puede concluir que:  $a$  es mejor que  $b$ ,  $b$  es mejor que  $a$ ,  $a$  y  $b$  son igual de buenas,  $a$  y  $b$  son incomparables.

**4.2.4.1.3 Frente de Pareto.** Es la representación de los vectores no dominados pertenecientes al conjunto de óptimos de Pareto que reflejan las mejores soluciones de compromiso considerando todos los objetivos del problema, todas las soluciones que hacen parte del frente de Pareto son igualmente buenas, y no es posible establecer si una de las soluciones se antepone a las otras. Este frente puede ser lineal, cóncavo, convexo, continuo, discontinuo, etc., según las funciones objetivo integrantes del problema (López, 2013). En general, no existe una forma eficiente para identificar el frente de Pareto, por lo que se hace recurre heurísticas para producir aproximaciones del frente de Pareto de un problema (Santana Quintero, 2004).

**4.2.4.2 Métodos de Optimización Multiobjetivo.** Estos métodos tienen como fin optimizar los objetivos al encontrar el frente de Pareto o conjunto de soluciones no dominadas que obedecen a las restricciones que establecen la región factible. Dentro de los métodos de optimización multiobjetivo existen métodos que ofrecen una solución compromiso y otros que generan el conjunto eficiente en su totalidad (Vitoriano, 2007). las técnicas se describen a continuación.

**4.2.4.2.1 Método Suma Ponderada.** Este método transforma el problema multiobjetivo a mono-objetivo al multiplicar un peso o factor no negativo a cada objetivo e incluirlos en una única función. Si se realiza sistemáticamente una variación en los pesos se puede identificar todo el conjunto eficiente de soluciones no dominadas, resolviendo los distintos problemas planteados mediante programación paramétrica. Se considera que la solución del problema por este método es estrictamente Pareto si todos los pesos son positivos, y estas son al menos Pareto débil, es decir, mejoran un objetivo sin empeorar los otros. Antes de aplicar la suma ponderada se recomienda normalizar los criterios para no incida la diferencia de unidades de los criterios (Zadeh, 1963).

**4.2.4.2.2 Método de las  $\epsilon$  - Restricciones.** Según Marglin, (1967) consiste en tomar uno de los objetivos a optimizar e incluir los demás a un valor  $\epsilon$  como restricciones, dicho vector debe estar entre del valor mínimo o máximo de las funciones objetivo individuales. El conjunto eficiente del problema resultante se obtiene por medio de programación paramétrica al realizar variaciones en los términos de la derecha.

$$p_l(\epsilon) \begin{cases} \max z_l(x) \\ x \in f \\ z_k(x) \geq \epsilon_k \quad k = 1, \dots, l-1, l+1, \dots, p \end{cases}$$

Marglin resume los resultados de este método en lo siguiente:

Teorema: Si la solución del problema  $p_l(\epsilon)$  es única, entonces es una solución eficiente.

Teorema: Si  $x^*$  es eficiente,  $\forall l \exists \epsilon_k \forall k \exists \epsilon$  tales que  $x^*$  es solución óptima de  $p_l(\epsilon)$ .

**4.2.4.2.3 Método Simplex Multiobjetivo.** Para (Yu, P., & Zeleny, 1975) “es una extensión del método simplex que en cada iteración evalúa la eficiencia de las soluciones básicas obtenidas (puntos extremos), obteniendo así todos los puntos extremos eficientes.” En consecuencia, el

conjunto eficiente estará definido por todas las combinaciones lineales convexas de puntos extremos eficientes que sean adyacentes. Este método únicamente se emplea en objetivos y restricciones lineales.

**4.2.4.2.4 Programación compromiso.** El propósito de la programación compromiso es elegir un punto del conjunto eficiente o frente de Pareto, teniendo en cuenta las inclinaciones del ente tomador de decisiones. Dicho punto o alternativa ideal se define como un punto del espacio de objetivos denotado por  $\mathbf{z}^* = (z_1^*, \dots, z_i^*, \dots, z_p^*)$  que concentra los valores óptimos de los objetivos tratados individualmente; adicionalmente la mejor solución compromiso, es determinada por la solución eficiente más próxima al punto ideal (Yu, P., & Zeleny, 1975).

#### **4.2.5 Algoritmos basados en la jerarquización de Pareto**

De acuerdo con Goldberg, (1989) los algoritmos basados en la jerarquización de Pareto se basan en marcar las soluciones no dominadas, asignarles una jerarquía más alta y apartarlas de la población, seguidamente se le asigna otra jerarquía menos alta que la anterior a la otra solución no dominada, hasta que se ha asignado una jerarquía a cada individuo de la población. A continuación, se muestran algunos algoritmos que utilizan selección basada en una jerarquización de Pareto.

**4.2.5.1 NSGA (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm).** Es un algoritmo presentado por Srinivas y Deb que aplica lo propuesto por Goldberg para jerarquizar la población por capas. Así entonces, se asigna una aptitud a los individuos no dominados de la población y se categorizan en la primera capa, esta se separa de la población, y se procede a elegir un conjunto

nuevo de individuos no dominados, a los que se asigna una aptitud menor respecto a la de la población inicial. El proceso se repite de forma iterativa hasta que todos los individuos son clasificados. (López, 2013) y (Villarreal, 2015) El NSGA distribuye los individuos a lo largo del frente de Pareto por medio de la compartición de aptitud (Santana Quintero, 2004).

**4.2.5.2 NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm - II).** Es un algoritmo genético que selecciona la población y establece su descendencia a partir de la dominancia y la distancia de apilamiento, es decir, la concentración de la zona en que se encuentra una solución (Deb, K. et al, 2002).

En cada corrida del algoritmo se emplean operadores genéticos (cruce y mutación). Por medio de los cuales se realiza la selección de individuos con un torneo binario, eligiéndose los individuos con menor rango, este es el menos dominante de la pareja o con mayor distancia de apilamiento (Das, K., & Chowdhury, 2012) Posteriormente, de acuerdo con la dominancia se escogen los mejores individuos de la población antes y después de los operadores genéticos (Deb, K. et al, 2002). Los individuos seleccionados continúan a la siguiente generación y siguen el proceso iterativo, el algoritmo desarrolla una serie de corridas e incluye en un conjunto Q las mejores soluciones de cada corrida pertenecientes a la última generación. Se definen como soluciones de Pareto aquellas soluciones no dominadas del conjunto Q, es decir, a las mejores soluciones que se encontraron (Das, R., et al, 2007). A continuación, se enuncian algunos conceptos relevantes para el NSGA-II:

**4.2.5.2.1 Elitismo.** Es la acción de seleccionar los individuos que harán parte de la generación posterior del algoritmo basado en los no dominados o que presentan una adaptabilidad

mayor. El conjunto de soluciones no dominadas también es conocido como un conjunto élite, y se relaciona con la solución de Pareto de los problemas multi objetivos: según (Zitzler, E., & Thiele, 1998) la frontera de Pareto es, por su definición, el conjunto elite o no dominado de todo el espacio factible. El elitismo es una herramienta de los algoritmos que permite una convergencia más rápida y un mejor desempeño computacional (Das, R., et al, 2007).

**4.2.5.2.2 Ordenamiento no dominado rápido.** Es un procedimiento que consiste en ordenar la población según su dominancia en forma descendente, para todo el tamaño de la población como sigue: inicialmente, se separa la población en dos: las soluciones factibles y las no factibles. Para las soluciones factibles, se define la dominancia con la función fitness, por el contrario, para las soluciones no factibles se define según la magnitud de violación de las restricciones. En consecuencia, se crean subconjuntos llamados rangos donde se encuentran las soluciones con el mismo nivel de dominancia, es decir, soluciones que no se dominan entre sí. Los individuos del primer rango representan las mejores soluciones, mientras que el último rango tendrá las peores (Deb, K. et al, 2002).

**4.2.5.2.3 Rango.** Se refiere al conjunto constituido por las soluciones en el orden de dominancia, en otras palabras, las soluciones que pertenecen al rango 1 dominan a todas las demás soluciones y se les llama soluciones no dominadas, en el rango 2 se encuentran las soluciones dominadas por el rango 1 y del mismo modo dominan a todas las demás y así sucesivamente con los otros rangos (Deb, K. et al, 2002).

**4.2.5.2.4 Distancia de apilamiento.** Se basa en estimar la densidad de soluciones alrededor de una solución específica de la población, para esto se clasifica la población de acuerdo con el valor de cada función objetivo ascendentemente según su magnitud; a las soluciones con la función menor y mayor se les asigna un valor de distancia infinita y a las soluciones intermedias se le asigna un valor igual a la distancia normalizada absoluta en función de los valores de dos soluciones adyacentes. La distancia total de apilamiento se calcula como la suma de los valores de las distancias individuales correspondientes a cada objetivo (Deb, K. et al, 2002).

#### **4.2.6 Modelos matemáticos**

Una vez se define el problema es conveniente reformularlo para facilitar su análisis, esto se logra por medio de la construcción de un modelo matemático que represente la esencia del problema de forma concisa al expresarlos en términos de símbolos, sistemas de ecuaciones y expresiones matemáticas, sin embargo, esta no es la única característica de los modelos matemáticos, también visibiliza las relaciones importantes causa-efecto e indica los datos requeridos para realizar un buen análisis y ayuda al estudio de las interrelaciones del problema. Al poner a prueba un modelo en un problema es posible encontrar que se pueden desarrollar dos o más tipos de modelos diferentes que representan de mejor manera el problema real (Hiller & Lieberman, 2010). Algunos de los modelos que se suelen abordar son los de programación lineal y programación lineal entera mixta.

**4.2.6.1 Programación lineal entera mixta.** Un problema de programación lineal entera-mixta (PPLEM) hace referencia a un problema de programación lineal (PPL) en el que todas las

variables enteras son binarias (0/1). Esta programación proporciona un marco de modelado flexible y eficiente para formular y resolver muchos problemas (Castillo, E., et al, 2002).

Un PPLEM general se formula en forma estándar minimizando

$$Z = \sum_{j=1}^n c_j x_j$$

sujeto a

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j = b_i ; i = 1, 2, \dots, m$$

$$x_j \geq 0 ; j = 1, 2, \dots, n$$

$$x_j \in \mathbb{N} ; \text{para todos o algunos } j = 1, 2, \dots, n$$

donde  $\mathbb{N}$  se refiere al conjunto  $\{0, 1, 2, \dots\}$ .

Existen dos técnicas de resolución de PPLEMs las cuales se mencionan a continuación:

**4.2.6.1.1 Técnica de ramificación y acotación (RA).** El método RA se basa en resolver una secuencia ordenada de PPL, obtenidos por medio de la relajación de las restricciones de integralidad y agregando restricciones adicionales. A medida que el RA progresa, la cantidad de restricciones adicionales crece y permiten desglosar la región factible en subregiones complementarias.

En principio se determinan las cotas inferior y superior del valor óptimo de la función objetivo, la ramificación aumenta gradualmente el valor de la cota inferior y disminuye gradualmente el valor de la cota superior. La variación entre estas cotas es una aproximación de la solución actual a la óptima. Al minimizar, relajando las restricciones de integralidad del PPLEM inicial y resolviendo el PPL resultante se obtiene una cota inferior de la solución óptima. Del

mismo modo, la cota superior de la solución óptima es el valor de la función objetivo para cualquier solución del PPLEM original (Castillo, E., et al, 2002).

**4.2.6.1.2 Técnica de los cortes de Gomory (CG).** Con esta técnica, se da solución al problema original relajado que incluye restricciones adicionales, que reducen la región factible sin descartar las soluciones que cumplen las condiciones de optimalidad. En cada iteración se agrega una restricción denominada corte de Gomory, la cual genera de forma gradual una envoltura convexa de la región factible entera-mixta arrojando soluciones que obedecen a las condiciones de integralidad (Castillo, E., et al, 2002).

## 5. Metodología

Para el desarrollo de la presente investigación se toma como fundamento las seis etapas propuestas por *Hiller y Lieberman* para un estudio de investigación de operaciones (*Figura 5*) sin embargo, por el alcance del proyecto solo se abordan las primeras cuatro etapas y se incluye la etapa de documentación.

**Figura 5.**

*Etapas de un estudio en investigación de operaciones*



### **5.1 Etapa 1. Definición del problema y recolección de datos relevantes (Cumplimiento objetivo 1)**

Una vez identificado el problema BSCND se ejecuta una revisión previa de literatura para caracterizar las particularidades que lo componen como el tiempo de vida útil de los productos, el transbordo lateral y los niveles de la red de cadena de suministro. Posteriormente, se plantea un análisis de los estudios previos disponibles en bases de datos proporcionadas por la Universidad Industrial de Santander. Se definen los pasos a seguir:

- Paso 1. Definir las palabras claves relacionadas con el problema BSCND.
- Paso 2. Construir la ecuación de búsqueda.

- Paso 3. Ejecutar la ecuación de búsqueda en las bases de datos.
- Paso 4. Depurar los resultados obtenidos y ajustar la ecuación de ser necesario.
- Paso 5. Efectuar el análisis bibliométrico.
- Paso 6. Realizar la revisión de la literatura sobre BSCND respecto a los principales modelos matemáticos y métodos usados para su solución.
- Paso 7. Plantear el problema de acuerdo con su aplicabilidad y características.

## **5.2 Etapa 2. Formulación de un modelo matemático (Cumplimiento objetivo 2)**

Se expresa la esencia del problema de forma concisa y con expresiones matemáticas para visualizar las interrelaciones presentes en el diseño de red de cadena de suministro de la sangre considerando transbordo lateral. Para ello, se proponen los siguientes pasos:

- Paso 1. Entender la base teórica del BSCND considerando transbordo lateral y múltiples periodos.
- Paso 2. Establecer los objetivos a optimizar en el modelo.
- Paso 3. Determinar el conjunto de variables de decisión, parámetros y restricciones inherentes al problema.
- Paso 4. Adaptar y formular el modelo matemático.
- Paso 5. Verificar la consistencia del modelo y la coherencia entre la función objetivo, variables y restricciones.

### **5.3 Etapa 3. Solución del problema a partir del modelo (Cumplimiento objetivo 3)**

A partir de la revisión realizada se propone la construcción del algoritmo NSGA II para obtener las soluciones factibles del problema; por medio de la siguiente secuencia de pasos:

- Paso 1. Comprender los fundamentos de la metaheurística a ejecutar.
- Paso 2. Definir los elementos necesarios para desarrollar el algoritmo NSGA-II.

enfocado en el problema BSCND.

- Paso 3. Estudiar el lenguaje de programación del software a utilizar.
- Paso 4. Programar el algoritmo NSGA-II definido para dar solución al modelo.

### **5.4 Etapa 4. Prueba y mejoramiento del modelo (Cumplimiento objetivo 4)**

Se verifica el funcionamiento del modelo para identificar posibles errores

- Paso 1. Ejecutar el algoritmo desarrollado y validar la coherencia de los resultados con

las características del problema

- Paso 2. Realizar ajustes de ser necesario
- Paso 3. Desarrollar instancias de prueba para el BSCND
- Paso 4. Validar el modelo programado a partir de las instancias de prueba definidas.

### **5.5 Etapa 5. Documentación del estudio (Cumplimiento objetivo 5)**

Finalizada la investigación se presentan la información y resultados obtenidos con el método de solución propuesto.

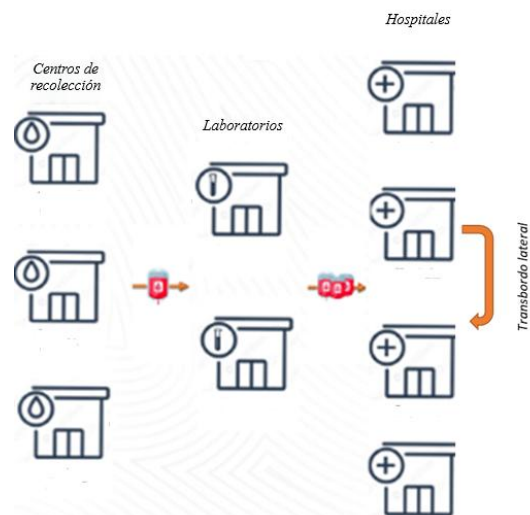
- Paso 1. Elaborar el libro de proyecto de grado
- Paso 2. Elaborar un artículo de carácter publicable

## 6. Definición del problema

Este estudio se basa en el diseño de la red de cadena de suministro de la sangre, la cual busca abordar un problema logístico complejo, involucrando la recolección, el procesamiento, distribución y almacenamiento de sangre y sus hemoderivados (glóbulos rojos, plaquetas y plasma). La red está conformada por dos escalones y tres niveles que son: tres centros de recolección, dos laboratorios y cuatro hospitales, cada uno de ellos con características y roles que se deben abordar en el diseño del modelo determinístico.

### Figura 6.

*Esquema cadena de suministro a investigar*



El modelo tiene como objetivo optimizar las decisiones operativas en términos de costos y tiempos, permitiendo un flujo efectivo y continuo en toda la cadena. El problema presenta un gran desafío tanto por la naturaleza perecedera de los productos, como por garantizar la calidad durante todas las etapas de la red, a su vez existen desafíos operativos que se deben superar para satisfacer la demanda de los hospitales de manera óptima, como lo son la apertura de puntos de recolección, envío entre niveles, procesamiento en laboratorios, gestión del inventario y transbordo lateral.

Respecto a los puntos de recolección el modelo debe responder a la decisión de abrir o no un punto y la cantidad de sangre total a enviar desde los mismos a los laboratorios, teniendo en cuenta que la cantidad de sangre total recolectada esta previamente definida. En este nivel se considera una cadena de suministro mono-producto.

El propósito en los laboratorios es analizar la sangre para descartar enfermedades como el VIH, hepatitis B y otras que puedan llegar a afectar al paciente transfundido; también separar la sangre en los diferentes hemoderivados (glóbulos rojos, plasma y plaquetas) por medio del método de centrifugación, los cuales tienen costos y tiempos asociados. Para fraccionar los glóbulos rojos y el plasma de la sangre total, se realiza este proceso por 5 minutos a 3500 rpm, posteriormente, se lleva al separador donde por medio de un sensor de presión se transfieren a bolsas satélites. Del producto restante, llamado buffy coat se obtienen las plaquetas, para ello se suspenden aproximadamente 2 horas y luego se centrifugan por 7 minutos a 950 rpm. De acuerdo con lo anterior, por una bolsa de sangre total donada, se produce una porción de cada uno de los hemoderivados, es decir, la cantidad de hemoderivados obtenidos por medio del proceso anteriormente descrito está directamente relacionada con la cantidad de sangre total recibida de los puntos de recolección, a su vez los laboratorios realizan envíos a los hospitales, cuya cantidad

se define a partir de la cantidad de unidades que disponen en el inventario de los dos niveles y la demanda requerida.

Otra de las características que se contempla en el problema es la gestión y almacenamiento de inventarios en laboratorios y hospitales, los cuales cuentan con su propio stock; allí la sangre total y los glóbulos rojos deben estar en temperaturas de entre 1 y 6°C, por su parte el plasma requiere temperaturas inferiores a -30 °C y las plaquetas entre 20 y 24 °C con agitación constante, también se pueden almacenar por 72 horas a 22°C o por 48 horas a 4°C sin agitación, siempre y cuando el tiempo de transfusión no sea mayor de 4 horas (Salazar, 2003), adicional a esto, se organiza según el tipo de sangre y sigue el método FIFO, ya que la sangre total y sus hemoderivados son altamente perecibles, lo que convierte el tiempo en un factor importante en el flujo de productos dentro de la cadena; según (Arvan et al., 2015) los glóbulos rojos perecen a los 35 días de su extracción, las plaquetas a los 5 días y el plasma a los 365 días, siendo indispensable cumplir con las condiciones de almacenamiento descritas anteriormente para preservar la calidad de los productos; es importante resaltar que el modelo cuenta con costos y capacidad de almacenamiento definidos que permiten decidir la cantidad de inventario a mantener en cada eslabón.

Al ser un modelo determinístico, nos permite saber específicamente la demanda que existe de cada hemoderivado en cada hospital, esto permite tener un modelamiento más preciso en relación a la cantidad necesaria de unidades a recolectar, enviar y almacenar en cada nivel. con el fin de satisfacer completamente la demanda, se agrega el transbordo lateral entre hospitales como la característica más representativa del diseño de red de cadena de suministro de la sangre propuesta, la cual busca ser aplicada en situaciones dónde un hospital enfrente escasez de algún tipo de hemoderivado que no es posible suplir por el stock o los laboratorios, esto garantiza una

mayor flexibilidad y respuesta ágil ante fluctuaciones en las necesidades locales de los hospitales, minimizando el riesgo de desabastecimiento, esta característica puede aumentar o no el costo de la cadena.

Para dar cumplimiento y respuesta a lo planteado anteriormente, se identifican elementos que formaran parte del modelo matemático, como lo son las variables en relación a la cantidad de sangre total y hemoderivados a transportar, almacenar y transbordar, al igual que la apertura de los puntos de recolección.

Restricciones en relación a la apertura, capacidad de almacenamiento, demanda y tiempo, en conjunto con las dos funciones objetivo de minimización de costos y tiempos de permanencia del producto en la red, esto se observa de forma detallada en la siguiente sección.

## 7. Formulación del modelo matemático

A continuación, se presenta la formulación del modelo propuesto:

### Índices

i número de puntos de recolección  $i = 1, 2, 3, \dots, I$

j número de laboratorios  $j = 1, 2, 3, \dots, J$

n número de hospitales  $n = 1, 2, 3, \dots, N$  (M se considera el mismo conjunto)

t números de periodos  $t = 1, 2, 3, \dots, T$

k= productos (hemoderivados 2do escalón)

Nota: Para 1er escalón no se considera este índice dado que se considera mono producto (sangre total)

### **Parámetros**

$CT1_{ijt}$  Costo de enviar una unidad del punto de recolección  $i$  al laboratorio  $j$  en el periodo  $t$

$CL_{it}$  Costo de abrir el punto de recolección  $i$  en el periodo  $t$

$S_{it}$  Cantidad de sangre recolectada en el punto  $i$  en el periodo  $t$

$CT2_{jnkt}$  Costo de enviar una unidad desde el laboratorio  $j$  al hospital  $n$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$C2Inv_{jkt}$  Costo de inventario en el laboratorio  $j$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$Q2_{jk}$  Capacidad de almacenamiento en el laboratorio  $j$  del producto  $k$

$C3Inv_{nkt}$  Costo de inventario en el hospital  $n$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$Q3_{nk}$  Capacidad de almacenamiento en el hospital  $n$  del producto  $k$

$D_{nkt}$  Demanda del hospital  $n$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$CTL3_{nmkt}$  Costo de transbordo lateral del hospital  $n$  al hospital  $m$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$F_k$  Factor de conversión de sangre a hemoderivados  $k$

$TM_k$  Tiempo máximo de cada hemoderivado antes de perecer

$T1_{ijt}$  Tiempo de viaje del punto de donación  $i$  al laboratorio  $j$  en el periodo  $t$

$T2_{jnkt}$  Tiempo de viaje del laboratorio  $j$  al hospital  $n$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$T3_{nmkt}$  Tiempo de viaje del hospital  $n$  al hospital  $m$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$TR_{it}$  Tiempo de recolección de sangre en el punto de donación  $i$  en el periodo  $t$

$TP_{jkt}$  Tiempo de procesamiento en el laboratorio  $j$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

**Variables**

$X_{ijt}$  Cantidad de unidades a enviar del punto de recolección  $i$  al laboratorio  $j$  en el periodo

$t$

$Y_{it} \begin{cases} 1 & \text{Si se abre el punto } i \text{ en el periodo } t \\ 0 & \text{Si no} \end{cases}$

$W_{jnkt}$  Cantidad de unidades a enviar desde el laboratorio  $j$  al hospital  $n$  del producto  $k$  en

el periodo  $t$

$I2_{jkt}$  Cantidad de inventario en el laboratorio  $j$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$I3_{nkt}$  Cantidad de inventario en el hospital  $n$  del producto  $k$  en el periodo  $t$

$TL3_{nmkt}$  Cantidad de unidades a enviar desde el hospital  $n$  a  $m$  del producto  $k$  en el

periodo  $t$

$B1_{ijt} \begin{cases} 1 & \text{Si envío desde el punto } i \text{ al laboratorio } j \text{ en el periodo } t \\ 0 & \text{Si no} \end{cases}$

$B2_{jnkt} \begin{cases} 1 & \text{Si envío desde el laboratorio } j \text{ al hospital } n \text{ el producto } k \text{ en el periodo } t \\ 0 & \text{Si no} \end{cases}$

$B3_{nmkt} \begin{cases} 1 & \text{Si envío desde el hospital } n \text{ al hospital } m \text{ el producto } k \text{ en el periodo } t \\ 0 & \text{Si no} \end{cases}$

$TS_k$  Suma de los tiempos en que el hemoderivado  $k$  permanece en la cadena

**Función objetivo**

$$\begin{aligned} \text{Min } z1 = & \sum_i \sum_j \sum_t CT1_{ijt} X_{ijt} \\ & + \sum_i \sum_t CL_{it} Y_{it} + \sum_j \sum_n \sum_k \sum_t CT2_{jnkt} W_{jnkt} + \sum_j \sum_k \sum_t C2Inv_{jkt} I2_{jkt} \end{aligned} \quad (1)$$

$$+ \sum_n \sum_k \sum_t C3Inv_{nkt} I3_{nkt} + \sum_n \sum_m \sum_k \sum_t CTL3_{nmkt} TL3_{nmkt}$$

$$\text{Min } z2 = \sum_k TS_k \quad (2)$$

**Conjunto de restricciones**

$$F_k \sum_i X_{ijt} + I2_{jkt} = \sum_n W_{jnkt} + I2_{jk,t+1} \quad \forall_j \forall_k \forall_t \quad (3)$$

$$\sum_j W_{jnkt} + \sum_m TL3_{mnkt} + I3_{nkt} = D_{nkt} + I3_{nk,t+1} + \sum_m TL3_{nmkt} \quad \forall_n \forall_k \forall_t \quad (4)$$

$$\sum_j X_{ijt} \leq AY_{it} \quad \forall_i \forall_t \quad (5)$$

$$\sum_j X_{ijt} \leq S_{it} \quad \forall_i \forall_t \quad (6)$$

$$F_k \sum_i X_{ijt} + I2_{jkt} \leq Q2_{jk} \quad \forall_j \forall_k \forall_t \quad (7)$$

$$\sum_j W_{jnkt} + \sum_m TL3_{mnkt} + I3_{nkt} \leq Q3_{nk} \quad \forall_n \forall_k \forall_t \quad (8)$$

$$X_{ijt} \leq AB1_{ijt} \quad \forall_i \forall_j \forall_t \quad (9)$$

$$W_{jnkt} \leq AB2_{jnkt} \quad \forall_j \forall_n \forall_k \forall_t \quad (10)$$

$$TL3_{nmkt} \leq AB3_{nmkt} \quad \forall_n \forall_m \forall_k \forall_t \quad (11)$$

$$\sum_i \sum_t TR_{it} + \sum_i \sum_j \sum_t T1_{ijt} B1_{ijt} + \sum_j \sum_t TP_{jkt} + \sum_j \sum_n \sum_t T2_{jnkt} B2_{jnkt} \quad (12)$$

$$+ \sum_n \sum_m \sum_t T3_{nmkt} B3_{nmkt} \leq TS_k \quad \forall_k$$

$$TS_k \leq TM_k \quad (13)$$

$Y_{it}, B1_{ijt}, B2_{jnkt}, B3_{nmkt} \in \{0,1\}$  Todas las demás enteras o reales

El modelo es bi-objetivo, determinístico y multiperiodo, teniendo en cuenta que todo el proceso a lo largo de la cadena debe realizarse antes de que los productos perezcan, cada periodo tiene una duración de 7200 minutos, tiempo máximo de vida útil de las plaquetas, así mismo, la demanda se conoce y varía en cada periodo. Los dos objetivos por alcanzar es la reducción de los costos totales (1) donde se consideran los costos asociados a la apertura de un punto, el envío de

unidades entre niveles, los costos de inventario y almacenamiento, así como los de transbordo lateral entre hospitales; el segundo objetivo es reducir la suma de los tiempos en que los componentes sanguíneos permanecen en la red de cadena de suministro (2) es decir, la suma del tiempo que implica extraer, procesar y enviar los hemoderivados (glóbulos rojos, plasma, plaquetas) hasta su almacenamiento en los hospitales para su posterior uso.

La ecuación (3) busca satisfacer la demanda de los hospitales a partir de los laboratorios y los puntos de donación, de los cuales la oferta está definida por el factor de conversión  $F_k$  el cual determina la relación entre una bolsa de sangre total y la cantidad de hemoderivados resultantes, dicha relación es igual a 1, es decir, al transformar una bolsa de sangre total se obtiene una porción de cada hemoderivado.

La ecuación (4) determina cuando es necesario suplir la demanda de un hospital por medio del transbordo lateral. Con las ecuaciones (5) y (6) se define la apertura de los puntos de donación basados en la cantidad de sangre recolectada y enviada a los laboratorios, dada por el gran coeficiente "A" que obliga a la cadena de suministro a satisfacer la mayor demanda posible. Las ecuaciones (7) y (8) establecen la capacidad máxima de almacenamiento de los laboratorios y hospitales, respectivamente, teniendo en cuenta el inventario y el suministro de los diferentes niveles. Las ecuaciones (9), (10) y (11) son variables de decisión que garantiza el envío de sangre o hemoderivados entre niveles. La ecuación (12) define los tiempos de cada hemoderivado correspondientes a la recolección de la sangre, el transporte hasta los laboratorios, el tiempo de procesamiento, el transporte hasta y entre hospitales. La ecuación (13) establece el tiempo máximo que cada hemoderivado puede estar en la cadena de suministro basado en la perecebilidad de cada uno.

### 7.1 Validación del modelo matemático

Para validar el modelo planteado en el problema de diseño de red de cadena de suministro de la sangre y sus características, se implementa en primera instancia el problema de programación lineal entera mixta junto con la técnica exacta de restricción  $\epsilon$ , que permite obtener soluciones al problema multiobjetivo formulado, dichas soluciones no extremas cambian las regiones factibles, disminuyendo así el número de corridas; de esta manera el modelo multiobjetivo planteado inicialmente se convierte en un modelo mono-objetivo.

La validación se realiza por medio del software GAMS Studio, optimizado con el solver CPLEX, se inicializa configurando los conjuntos (Tabla 2).

**Tabla 2.**

*Conjuntos del modelo*

SETS		
i	número de puntos de recolección	/ i1, i2, i3 /
j	número de laboratorios	/ j1, j2/
n	número de hospitales	/ n1, n2, n3, n4/
t	números de periodos	/ t1, t2, t3, t4, t5 /
k	tipo de productos	/ k1, k2, k3 /
Donde: k1 plasma, k2, globulos rojos, k3 plaquetas		
alias	(n,m)	

Como se muestra en la tabla anterior se definen tres puntos de recolección, dos laboratorios, cuatro hospitales, tres productos, cinco períodos; para abordar el transbordo lateral es necesario definir la función “alias” que permite reconocer el índice “m” como parte del conjunto “n”, ya que este a su vez representa el número de hospitales, en secuencia se establecen los valores para cada

uno de los parámetros (Apéndice A), se declaran las variables, las funciones y restricciones, posteriormente se codifican las ecuaciones; para la implementación de la restricción  $\epsilon$  se decide optimizar la ecuación correspondiente al objetivo de costo, por lo que la ecuación relacionada al objetivo de tiempo se convierte en una restricción, igualándose al escalar  $\epsilon$  con un valor de 36000 minutos, valor máximo que puede tomar la función objetivo dos a partir del hemoderivado con menor vida útil; como resultado de la primera compilación, la solución óptima encontrada para la disminución de los costos es de 1'785.019 valor monetario.

En las tablas 3 y 4, se muestra la correlación entre las decisiones de apertura y de envío de sangre desde los puntos de recolección a los laboratorios, donde se evidencia que por cada periodo solo se abren dos puntos de recolección, ya que con esto según el modelo se satisface los requerimientos de producto en el siguiente nivel.

**Tabla 3.**

*Cantidades enviadas desde los puntos de recolección a los laboratorios en el periodo  $t$*

<b>X</b>			
<b>RUTA</b>	<b>CANTIDAD</b>	<b>RUTA</b>	<b>CANTIDAD</b>
i1.j1.t4	151	i2.j1.t4	20
i1.j1.t5	96	i2.j2.t1	33
i1.j2.t2	76	i2.j2.t4	70
i1.j2.t3	109	i3.j1.t3	102
i1.j2.t5	77	i3.j2.t1	59
i2.j1.t1	160	i3.j2.t5	33
i2.j1.t2	135		

**Tabla 4.***Puntos de recolección a abrir en el periodo t*

<b>Y</b>	
<b>RUTA</b>	<b>VALOR</b>
i1.t2	1
i1.t3	1
i1.t4	1
i1.t5	1
i2.t1	1
i2.t2	1
i2.t4	1
i3.t1	1
i3.t3	1
i3.t5	1

En las tablas 5 y 6, se observa el inventario final en el último nivel y el transbordo lateral realizado entre los diferentes hospitales, en los periodos iniciales no se requiere mantener inventarios, esto se debe principalmente a los altos costos asociados. Por otra parte, ante la escasez y los altos costos de envío se prefiere usar el trasbordo lateral como una herramienta para suplir completamente la demanda.

**Tabla 5.***Cantidad de inventario a mantener en un hospital en el periodo t*

<b>I3</b>	
<b>RUTA</b>	<b>CANTIDAD</b>
n1.k1.t4	7
n1.k2.t5	16

**Tabla 6.***Transbordo lateral entre hospitales en el periodo t*

<b>TL3</b>	
<b>RUTA</b>	<b>CANTIDAD</b>
n1.n4.k2.t2	71
n4.n1.k2.t3	12
n4.n2.k3.t1	70
n4.n3.k1.t2	27
n4.n3.k3.t1	46

Con esta primera instancia sobre el comportamiento del problema planteado se evidencia que los resultados encontrados para cada variable, son coherentes a lo largo de toda la red estudiada, es decir, el modelo se comporta como un problema de su naturaleza, respondiendo a las decisiones propias de una cadena de suministro, como lo son la apertura de puntos de recolección, cantidad de unidades enviadas entre niveles, gestión de inventarios y el uso del transbordo lateral entre hospitales; lo cual resulta ser una herramienta útil dentro de un diseño de red de cadena de suministro de la sangre.

## **8. Construcción del Algoritmo solución**

### **8.1 Fundamentos del algoritmo**

Se ha demostrado que la optimización por medio de algoritmos genéticos puede brindar mejores soluciones a problemas con varios objetivos ya que tienen una gran capacidad para

manejar varios parámetros al mismo tiempo, y a su vez son menos sensibles a los máximos locales, evitando la obtención de soluciones erróneas.

Los algoritmos genéticos están basados en la teoría de la evolución biológica de Darwin, para esto como en la naturaleza, es importante seleccionar aleatoriamente los individuos más capacitados entre una población inicial que será lo suficientemente densa para aportar diversas soluciones, sin llegar a un exceso poblacional que resulte en la ralentización del algoritmo. Los individuos seleccionados se les denomina cromosomas y se reproducirán según la probabilidad de cruce, también existe una probabilidad de mutación que define la frecuencia que mutan los genes de un cromosoma, modificando partes del cromosoma descendiente, logrando individuos más adaptados que la generación anterior. Dicho método puede resultar robusto debido a que es independiente del problema, lo que lo hace versátil en muchos ámbitos de estudio, pero débil por no especializarse en uno en particular, en resumen, un algoritmo genético consiste en identificar los parámetros del que depende el problema, recopilarlos en un cromosoma, seleccionarlos, reproducirlos; intercambiando información y aplicando mutaciones que permitan obtener diversidad de soluciones (Peña et al., 2008).

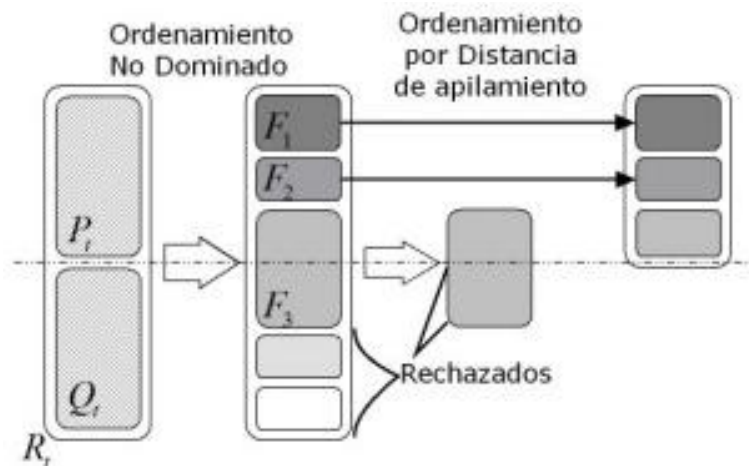
Entre los algoritmos genéticos que tienen mejor comportamiento en problemas de optimización multiobjetivo, se encuentra el algoritmo genético de ordenamiento no dominado (NSGA-II). Propuesto inicialmente por Deb *et al.* en el año 2000 en la 'Conferencia internacional sobre resolución paralela de problemas de la naturaleza'.

El NSGA-II mantiene la estructura general de un algoritmo genético realizando un ajuste en la supervivencia y una selección de apareamiento, los individuos son seleccionados por frentes de soluciones no dominadas, en el frente inicial se clasifican aquellos individuos que no están dominados por ningún otro y en otro frente aquellos que serían ideales si no se tiene en cuenta el

frente inicial, seguido a esto, utilizando un sistema binario de apareamiento por torneos, es decir, aleatoriamente se eligen un número de individuos de la población, se comparan según el rango y aquel con mayor puntuación, se reproduce sustituyendo su descendencia al individuo con menor puntuación; al no permitirse que todos los individuos sobrevivan, dicho frente debe dividirse para encontrar soluciones en función de la distancia de aglomeración. Dicha distancia se define como suma de las diferencias absolutas de las coordenadas cartesianas entre dos puntos, en los puntos extremos esta distancia tiene un valor infinito ya que se desea mantener entre cada generación; se considera un mejor cromosoma a aquel con menos soluciones a su alrededor (Figura 7).

### Figura 7.

*Esquema de la promoción de individuos del NSGA-II*



*Nota:* Tomado de algoritmo multiobjetivo nsga-II aplicado al problema de la mochila, (p. 3) por correa & Bolaños, 2008

Con los descrito anteriormente se pretende comprender los fundamentos y el funcionamiento lógico de la metaheurística, dando las bases teóricas necesarias para ejecutar el algoritmo solución.

## 8.2 Algoritmo solución

Para el desarrollo del problema sobre la red de cadena de suministro de la sangre, estudiado en este proyecto, se propone el NSGA-II como algoritmo solución, para lo cual se llevó a cabo la elección de un lenguaje de programación y un entorno adecuado para su implementación. Por lo tanto, se eligió Python, gracias a su versatilidad, facilidad de aprendizaje y la amplia gama de librerías, sin embargo, puede llegar a ser sensible en cuanto a problemas robustos. Además, dentro del análisis de antecedentes realizado se encontró que no se han utilizado herramientas de programación actuales como Python para el desarrollo de proyectos de este tipo, por lo que se decide hacer uso de esta misma (Apéndice E).

Entre las características de Python se encuentra la disponibilidad de códigos fuente en librerías que permiten realizar modificaciones según lo requerido en el problema sin tener que codificar desde cero cada algoritmo, lo que representa una ventaja de tiempo y disminución de errores en la implementación. En este caso, se utilizó la librería Pymoo, especializada en optimización multiobjetivo, y el entorno de programación Google Colaboratory que facilitó la ejecución del modelo. Pymoo cuenta con una arquitectura establecida para la codificación de problemas de optimización multiobjetivo, la cual consiste, en la definición del problema, optimización y análisis.

El problema que se aborda en el presente proyecto es de carácter determinístico, por lo tanto, antes de definir el problema se debe especificar las condiciones iniciales para el mismo, dichos datos de entrada se generaron aleatoriamente entre un rango de valores establecido con apoyo de un artículo científico que funcionó de referente inicial en este proyecto, los datos

obtenidos se organizaron en un archivo Excel (Apéndice B) , que luego se integró al entorno de trabajo a través de Google Drive, facilitando su acceso y manipulación desde Google Colaboratory.

Definición del problema: Como se menciona anteriormente el problema consta de dos funciones objetivo y restricciones de desigualdad e igualdad, las cuales se buscan satisfacer, obteniendo a su vez el mejor valor para los objetivos. La implementación del algoritmo comenzó con el modelado del problema como una clase que hereda de la clase base de problemas en pymoo, es decir, se reestructuro un problema base de optimización con las instancias propias del problema en estudio, estableciendo parámetros fundamentales, como el número de variables, las funciones objetivo, las restricciones y los límites superior e inferior de las variables. A continuación, se modelaron las funciones objetivo y se definieron las variables del problema, clasificándolas en enteras y binarias según las características del modelo, así mismo, se programaron las restricciones según el esquema requerido por pymoo, que únicamente utiliza igualdades, por lo que las restricciones de desigualdad se igualan a cero.

Optimización: Se configuró el algoritmo NSGA-II, definiendo parámetros clave como el tamaño de la población y los operadores genéticos, específicamente la mutación y el cruce. Los valores para dichas características están preestablecidos en pymoo de la siguiente manera, se inicializa con un tamaño de población de 100 individuos, 200 generaciones como criterio de parada, mutación y cruce de 1.

Análisis: Para facilitar la comparación entre los resultados se realiza la representación gráfica de los óptimos de pareto obtenidos, permitiendo un análisis global e interno del problema propuesto.

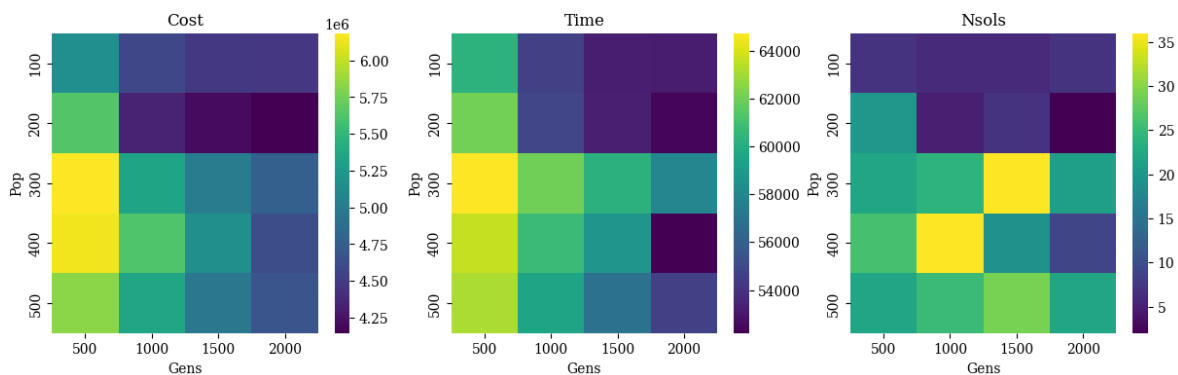
## 9. Evaluación del modelo

### 9.1 Ajustes del modelo

Debido a que inicialmente no se obtuvieron resultados, se configura un muestreo el cual consiste en encontrar la población inicial; para términos del proyecto se usa el muestreo aleatorio para variables enteras y binarias, permitiendo obtener la primera solución no dominada, a su vez se busca acelerar la convergencia del algoritmo mediante la implementación de un inventario inicial en el segundo y tercer nivel, el cual se define a partir de la relación entre la demanda y las unidades recibidas desde los laboratorios. Con el fin de identificar las configuraciones óptimas de probabilidad de mutación, probabilidad de cruce, tamaño de población y número de generaciones que permiten reducir costos, minimizar el tiempo de permanencia de los hemoderivados en la cadena de suministro y aumentar el número de soluciones viables, se analiza el comportamiento del algoritmo genético NSGA-II donde las probabilidades de mutación y cruce varían; según investigaciones previas (*Moujahid et al, s.f*), los operadores de cruce no se aplican a todos los pares de individuos seleccionados para emparejamiento, sino de manera aleatoria, con una probabilidad que oscila entre 0.5 y 1.0. Por otro lado, la mutación se aplica de forma individual a cada hijo, con una probabilidad baja que introduce alteraciones aleatorias en los cromosomas.

Se realizaron dos configuraciones utilizando un tamaño de 100, 200, 300, 400 y 500 individuos en la población, adicionalmente a esto, variando el criterio de terminación a 500, 1000, 1500 y 2000 generaciones.

**Configuración 1:** Probabilidad de cruce (PC) y mutación (PM) igual a 1.0.

**Figura 8.***Mapa de calor para la configuración 1*

- **Costo:** Se observó que incrementar el tamaño de la población y el número de generaciones permite obtener costos más bajos. Los menores costos (4'145.142 unidades monetarias) se lograron con una población de 200 y 2000 generaciones.

- **Tiempo:** Similar al comportamiento del costo, el tiempo disminuye con poblaciones más grandes y un mayor número de generaciones. El menor tiempo se registró con poblaciones de 200 y 400, combinadas con 2000 generaciones.

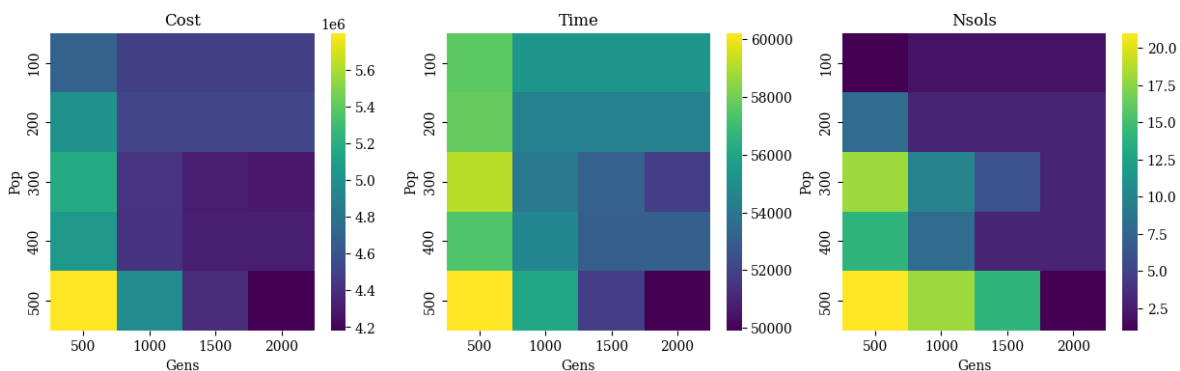
- **Número de soluciones:** El mayor número de soluciones óptimas se obtuvo con tamaños de población intermedios (300 y 400) y 1500 o 1000 generaciones, alcanzando hasta 36 soluciones no dominadas.

- **Efecto de las probabilidades:** Las probabilidades de cruce y mutación del 100 % generaron una alta diversidad entre generaciones, ya que ambos operadores se aplican siempre. Esto previene la convergencia prematura y favorece una exploración exhaustiva del espacio de soluciones, lo que se refleja en un elevado número de soluciones no dominadas.

**Configuración 2:** Probabilidad de cruce igual a 0.9 y mutación igual a 0.1.

**Figura 9.**

*Mapa de calor para la configuración 2*



- **Costo:** También se observó una disminución de costos al aumentar la población y las generaciones. Los menores costos (aproximadamente 4'300.000 unidades monetarias) se lograron con poblaciones de 300 a 500 y 2000 generaciones, lo que indica que esta configuración permite soluciones óptimas.

- **Tiempo:** El tiempo de ejecución presentó una disminución moderada en comparación con la configuración 1. El menor tiempo (49.910 segundos) se registró con una población de 500 y 2000 generaciones.

- **Número de soluciones:** El número de soluciones óptimas fue menor en comparación con la configuración 1. La configuración con el mayor número de soluciones (21 y 18) se logró con población de 500 y entre 500 y 1000 generaciones.

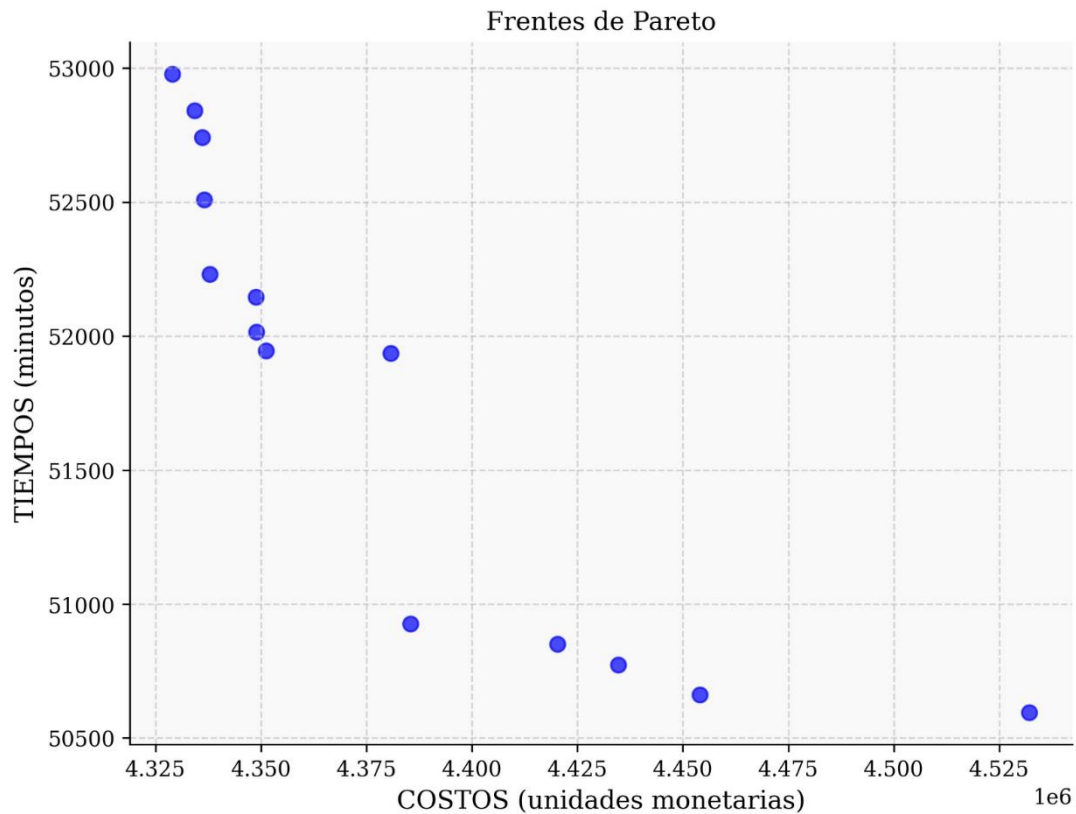
- **Efecto de las probabilidades:** Una probabilidad de mutación baja redujo la diversidad en cada generación, limitando la capacidad del algoritmo para explorar nuevas áreas del espacio de soluciones. Sin embargo, esto favoreció la explotación de soluciones óptimas. Por otro lado, el cruce no ocurrió en todos los casos, lo que aumentó la dependencia de las combinaciones iniciales

entre padres para generar diversidad. Esto condujo a una exploración controlada, pero con riesgo de estancamiento.

Ambas configuraciones lograron optimizar costos y tiempos. Sin embargo, la configuración 2 demostró una mejor optimización de estos objetivos, aunque con una menor diversidad de soluciones en comparación con la configuración 1. Considerando la importancia de la optimización sobre la cantidad de soluciones óptimas, se selecciona la configuración 2 con una población de 500 individuos y un criterio de parada 1500 generaciones, el cual se aplicará al modelo para la obtención de resultados.

## **9.2 Resultados del modelo planteado**

A continuación, se muestra la gráfica del frente de Pareto, donde el eje horizontal representa el primer objetivo de reducción de costos y el eje vertical el segundo objetivo de reducción de tiempo en que el hemoderivado permanece en la cadena de suministro.

**Figura 10.***Frente de Pareto del modelo propuesto*

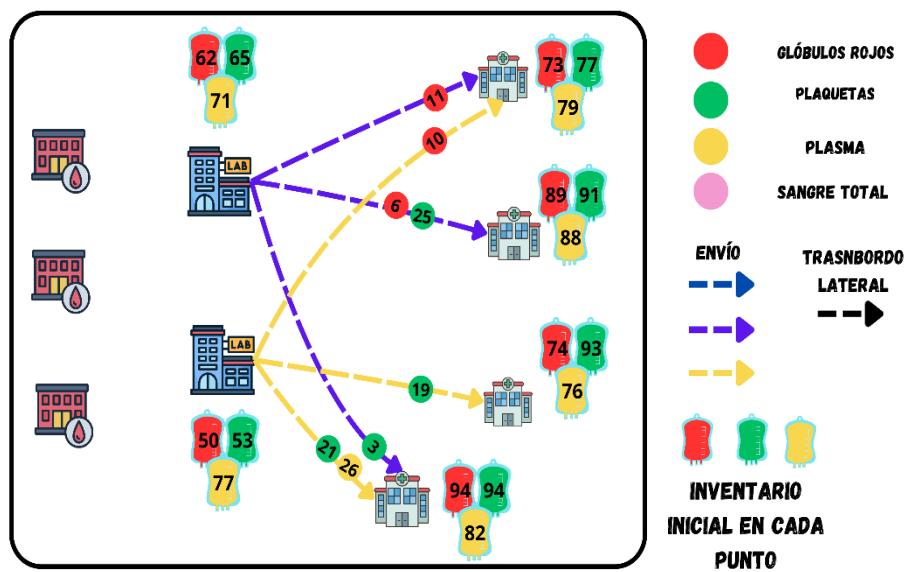
Se observa un frente de Pareto en el cual los valores de costo oscilan en un rango de 4'325.00 y 4'526.000 unidades monetarias aproximadamente, de igual forma los tiempos se encuentran entre 50.500 minutos ( 35 días) y 53.000 minutos ( 37 días). Es una distribución de puntos bien definida, con una relación inversa donde a medida que los costos disminuyen los tiempos tienden a aumentar, reflejando una característica de los problemas de optimización multiobjetivo, se puede analizar que los costos presentan una mayor sensibilidad respecto al tiempo ya que a medida que este disminuye existe una mayor dispersión en las soluciones, por el contrario al disminuir los costos se presentan soluciones más densas a pesar de aumentar el tiempo.

Para la visualización del frente de Pareto mencionado anteriormente la programación cumple con la optimización de costos, tiempos y con las restricciones impuestas para el problema, generando 14 soluciones no dominadas.

Se decide elegir una de las soluciones no dominadas para estudiar el comportamiento de la cadena en relación a el envío de producto entre escalones, inventario, aperturas y transbordo lateral, para ello se selecciona 4'385.425 unidades monetarias como valor del primer objetivo y 50.926 minutos (35 días) para el segundo objetivo, que representan un balance entre los mismos.

**Figura 11.**

*Flujo de unidades en el periodo 1*

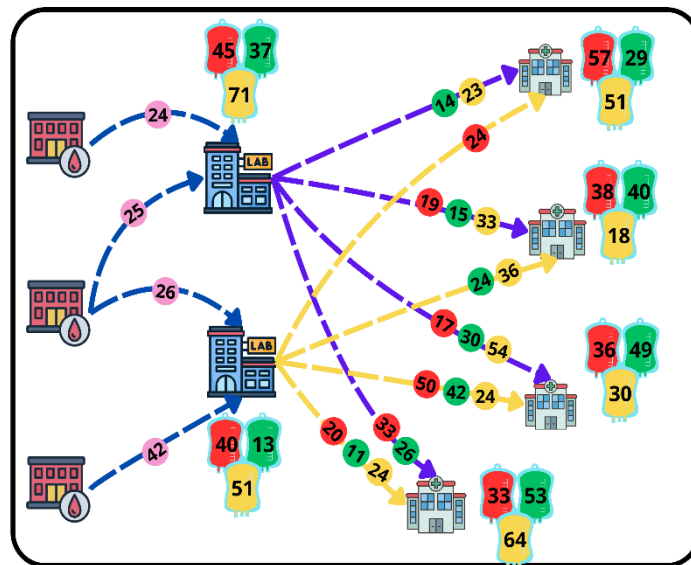


Como se menciona en el capítulo anterior se considera un inventario inicial en los laboratorios y hospitales, por lo tanto en el primer periodo no se realiza la apertura de los puntos de recolección, ya que se satisface la demanda con dicho inventario. En el segundo escalon solo

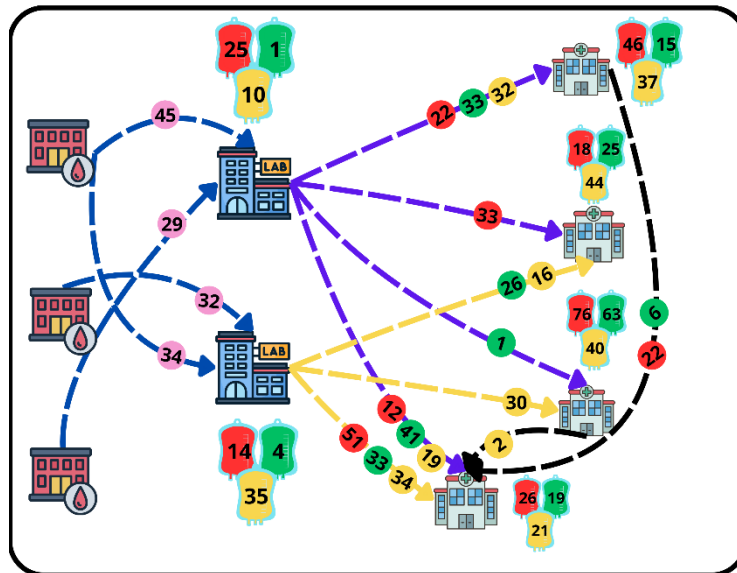
se presenta flujo de ciertos productos a ciertos hospitales, además se evidencia que el transbordo lateral en este periodo no es requerido.

**Figura 12.**

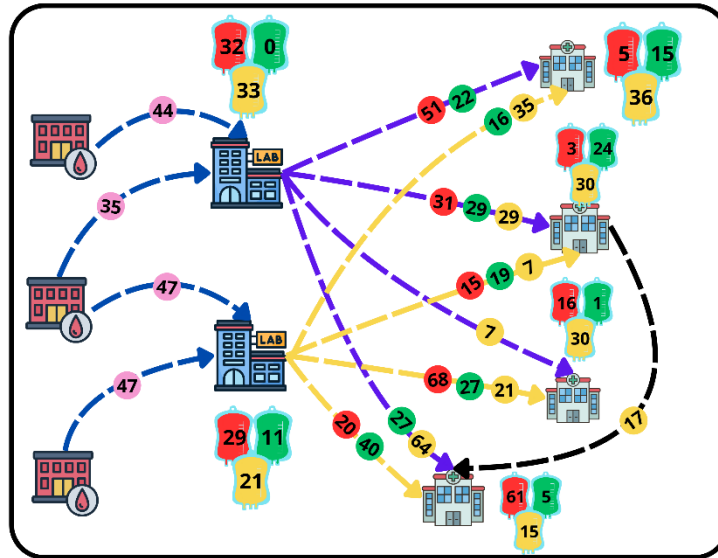
*Flujo de unidades en el periodo 2*



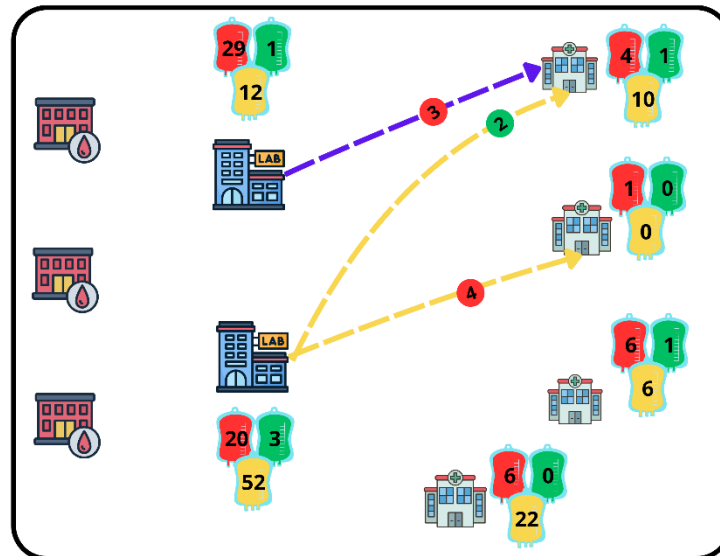
En este segundo periodo se observa que los puntos de recolección envían productos a laboratorios en cantidades moderadas que permiten complementar el inventario, el cual se disminuye respecto al periodo anterior, lo cual demuestra que el modelo es coherente con las métricas propuestas, en el segundo escalon incrementa el flujo de producto enviado a los hospitales de cada hemoderivado y continúa sin necesitarse el transbordo lateral.

**Figura 13.***Flujo de unidades en el periodo 3*

En este tercer periodo se aprecia un incremento en la recolección y envío de sangre total a los laboratorios en relación al período anterior, de igual forma el inventario de las plaquetas en los laboratorios disminuye considerablemente, esto se debe a que el modelo prioriza la circulación de dicho hemoderivado, ya que es el que menos tiempo de vida útil posee, los envíos hacia los hospitales no presentan grandes variaciones, permaneciendo en un flujo constante, por primera vez se presenta trasbordo lateral entre hospitales, sin embargo las cantidades no son significativas.

**Figura 14.***Flujo de unidades en el periodo 4*

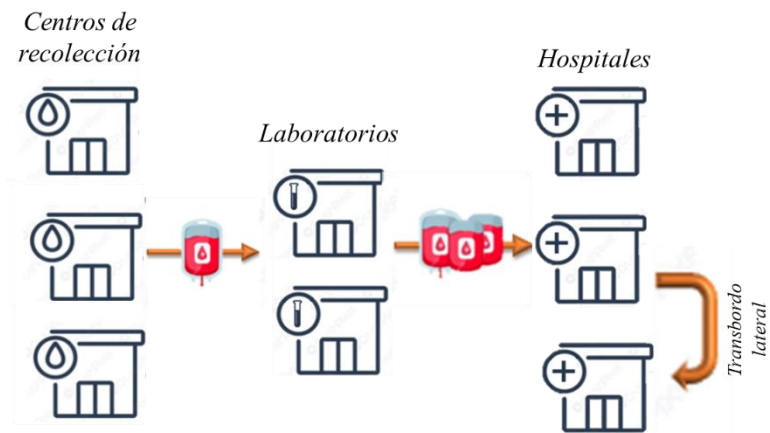
En este periodo se mantiene un flujo constante y moderado entre los puntos de recolección y los hospitales, es evidente la falta de inventario de las plaquetas como se menciona en el período anterior, también una disminución en los otros hemoderivados, los hospitales presentan este comportamiento mas específicamente en los glóbulos rojos; en relación al transbordo lateral vuelve a ser una opción en este período entre los hospitales 2 y 4.

**Figura 15.***Flujo de unidades en el periodo 5*

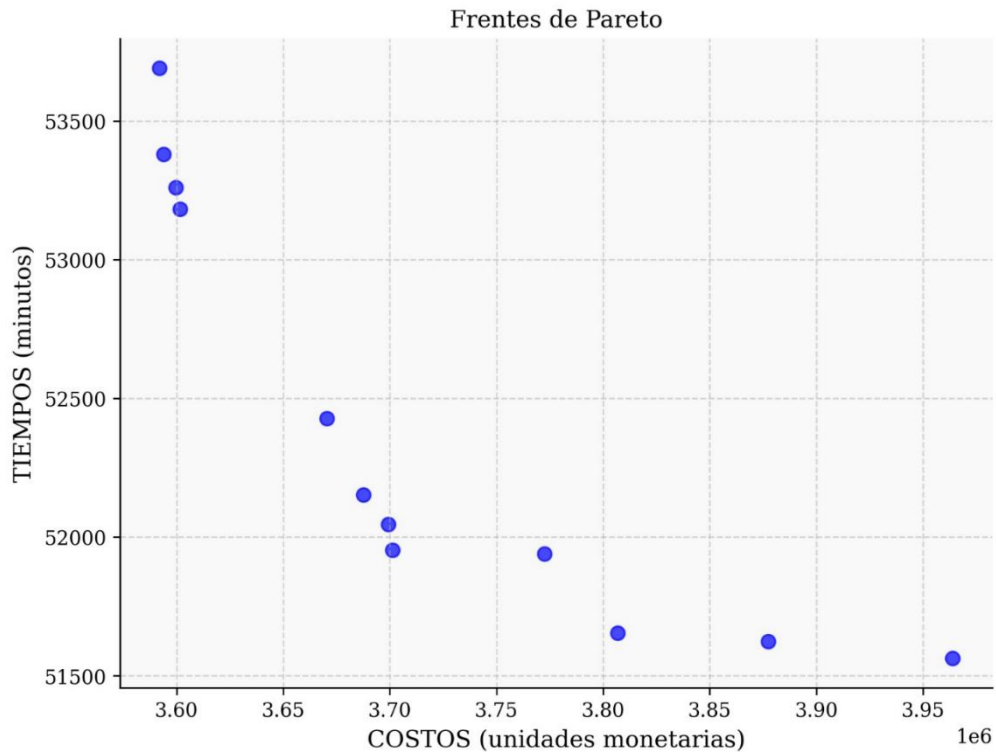
En este último período los puntos de recolección no se abren, por tanto no se realizan envíos a los laboratorios, se observa una disminución significativa principalmente en las plaquetas como en períodos anteriores, seguido de los glóbulos rojos, sin embargo, el plasma si presenta una cantidad considerable, esto se debe a su prolongada vida útil, se ve un flujo de envíos realmente bajos desde los laboratorios a algunos hospitales posiblemente porque la demanda en este período final debe estar satisfecha en su mayoría; los hospitales finalizan con poco inventario.

### 9.3 Validación del algoritmo solución

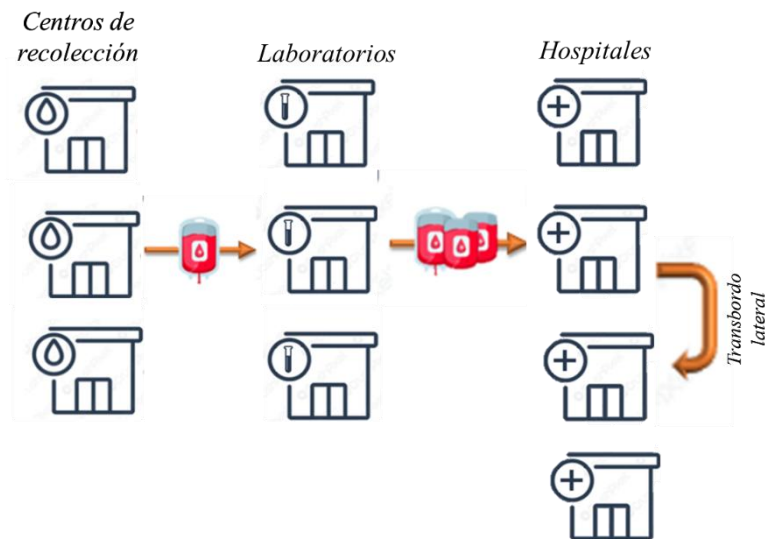
Se proponen dos escenarios modificando la estructura de la cadena para validar el algoritmo planteado y evaluar su desempeño, manteniendo la configuración utilizada anteriormente del algoritmo NSGA-II.

**Primer escenario****Figura 16.***Esquema cadena de suministro*

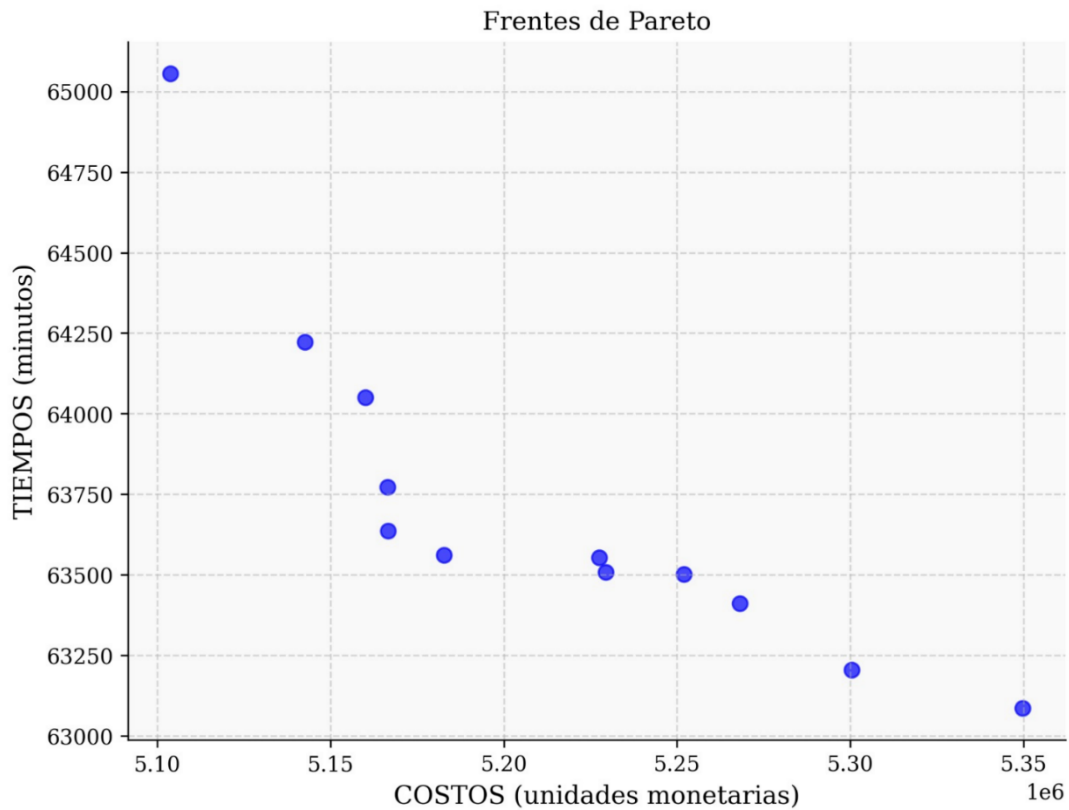
Este escenario se compone de una red de cadena de suministro con tres puntos de recolección, dos laboratorios, tres hospitales, tres productos y cinco periodos, junto con el componente de transbordo lateral, los datos para este escenario se relacionan en el *Apéndice C*. A continuación, se muestra el frente de Pareto resultante

**Figura 17.***Frente de Pareto escenario 1*

En este primer escenario, el frente de Pareto tiene una tendencia decreciente en cuanto a la relación inversa entre costos y tiempos. Los costos están en un rango más bajo, entre 3'500.000 y 3'960.000 unidades monetarias aproximadamente. Los tiempos se mantienen en un rango entre 50,500 minutos (35 días) y 53,500 minutos (38 días). Se observa que los puntos presentan una distribución más definida y continua, lo que sugiere una mayor consistencia en las soluciones óptimas generadas, encontrando 12 soluciones no dominadas. En la parte izquierda de la figura se observa una mayor densidad, lo que sugiere que el algoritmo generó soluciones bien distribuidas, especialmente en la región de costos bajos

**Segundo escenario****Figura 18.***Esquema cadena de suministro*

Este escenario se compone de una cadena de suministro que cuenta con tres puntos de recolección, tres laboratorios, cuatro hospitales, tres productos y cinco periodos, junto con el componente de transbordo lateral, los datos de este escenario se relacionan con el Apéndice D. A continuación, se muestra la gráfica del frente de Pareto

**Figura 19.***Frente de Pareto escenario 2*

En el segundo escenario, el frente de Pareto tiene una distribución inversa entre costos y tiempos. Los costos están en un rango más alto que en los anteriores escenarios, entre 5'100.000 y 5'350.000 unidades monetarias aproximadamente. Los tiempos de igual forma aumentan manteniéndose en rangos entre 63,000 minutos (44 días) y 66,000 minutos (46 días) aproximadamente.

Este frente al igual que en los anteriores escenarios presenta un comportamiento decreciente, descrito por 12 soluciones no dominadas, adicionalmente, se observa una concentración de soluciones, lo que indica una mejor distribución de estas en el espacio de

búsqueda, permitiendo encontrar un frente de Pareto continuo que refleja un equilibrio entre la variabilidad de las soluciones no dominadas.

## 10. Conclusiones

El análisis mono-objetivo en Gams valida el modelo propuesto, ya que cumple con las características de una red de cadena de suministro. La coherencia en la toma de decisiones a nivel táctico, estratégico y operativo respaldan la funcionalidad del modelo, reflejado en la capacidad para gestionar inventarios, envíos y aperturas de manera óptima.

El transbordo lateral, aunque no tuvo una participación significativa en las instancias evaluadas, se destaca como una herramienta valiosa que puede ser usada estratégicamente para suplir demandas en situaciones de urgencia. Esta capacidad de respuesta, aunque no necesaria en todos los periodos, proporciona una gran ventaja en circunstancias donde los inventarios y envíos no son suficientes.

El uso del NSGA II ha demostrado ser una herramienta poderosa y eficiente para la optimización multiobjetivo. Su capacidad de adaptación y personalización permite obtener soluciones de alta calidad, especialmente en problemas complejos, donde otras herramientas podrían no ser tan efectivas. Este enfoque ha sido clave para proporcionar resultados precisos y aplicables en diversas circunstancias.

La implementación de Python como lenguaje de programación fue un elemento clave en la precisión y eficiencia del proceso, al reducir el riesgo de errores gracias a sus librerías y sintaxis.

intuitiva. Python optimiza el desarrollo de la codificación y asegura la confiabilidad de los resultados, reduciendo el tiempo de ejecución y mejorando la calidad de las soluciones propuestas.

El análisis de los tres escenarios confirma una relación inversa consistente entre costos y tiempos. La distribución definida y continua de los puntos obtenidos reflejan calidad en las soluciones, lo que valida la capacidad del sistema para gestionar estos dos aspectos cruciales de manera eficiente.

El análisis detallado del comportamiento de la cadena de suministro a través de diferentes períodos ha revelado una relación clara y proporcional entre los envíos e inventarios. Esta comprensión es fundamental para optimizar los flujos de productos, permitiendo una gestión más eficiente y un mejor aprovechamiento de los recursos a lo largo de la cadena

La experimentación con distintos escenarios ha demostrado ser crucial para identificar mejoras significativas en el diseño de la cadena de suministro. Los resultados obtenidos confirman que ajustar el modelo según las condiciones específicas de cada escenario permite obtener soluciones más eficientes, como se evidenció en el caso del escenario 1, que fue el más eficiente en términos de costos

## **11. Recomendaciones**

Aplicar a futuras investigaciones otros algoritmos genéticos como el NSGA-III, U-NSGA-III o el R-NSGA-III que pueden de igual forma generar optimizaciones adecuadas. Así como el

uso de herramientas de programación como Python que pueden brindar entornos más colaborativos e intuitivos para el desarrollo de este tipo de investigaciones.

En futuras investigaciones se podría contemplar el ruteo entre hospitales para el uso del transbordo lateral en escenarios de emergencia, e incorporar instancias motivacionales para la obtención de una mayor población de donantes de sangre.

Aplicar este diseño de red de cadena de suministro de la sangre en un caso de estudio con datos y estadísticas basadas en Colombia, para identificar mejoras en el sistema de donación, transporte, almacenamiento y transfusión de sangre.

**Referencias Bibliográficas**

- Arani, M., Chan, Y., Liu, X., & Momenitabar, M. (2021). A lateral resupply blood supply chain network design under uncertainties. *Applied Mathematical Modelling*, 93, 165–187. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2020.12.010>
- Arias, C. (2020). *Un modelo para la localización y ruteo de vehículos de dos escalones aplicado a la logística hospitalaria (2E-LRP)*.
- Arvan, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Abdollahi, M. (2015). Designing a bi-objective, multi-product supply chain network for blood supply. *Uncertain Supply Chain Management*, 3(1), 57–68. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2014.8.004>
- Behzad Zahiri & Mir Saman Pishvae. (2017). Blood supply chain network design considering blood group compatibility under uncertainty. *International Journal of Production Research*. <https://bibliotecavirtual.uis.edu.co:3681/doi/full/10.1080/00207543.2016.1262563>
- Beliën, J., & Forcé, H. (2012). Supply chain management of blood products: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 217(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.05.026>
- Bermudez, L., & Garzón, A. (2016). *Desarrollo de un modelo de optimización para la localización de centros de distribución multiproducto considerando el cálculo de área*.
- Caballero, J., & Aguilar, M. (2019). *Modelo de optimización difuso multiobjetivo multiperíodo para el diseño de una red logística inversa sostenible*.

- Castillo, E., A.J. Conejo, P. Pedegral, R. García, N. A. (2002). Formulación y Resolución de Modelos de Programación Matemática en Ingeniería y Ciencia. *España: Universidad de Castilla-La Mancha*, 574.
- Chopra, S., & Meindl, P. (2013). Administración de la cadena de suministro. In *Estrategia, planeación y operación*.
- Córdoba, E. (2020). *Solución a un modelo de optimización para la gestión de inventario y ruteo de vehículos de dos escalones con transbordos laterales (2E-IRPT) a través de una metaheurística híbrida. 1*, 105–112.
- Correa, C., & Bolaños, R. (2008). Algoritmo Multiobjetivo Nsga-Ii Aplicado Al Problema De La Mochila. *Scientia Et Technica*, XIV(39), 206–211.  
<https://doi.org/10.22517/23447214.3205>
- Das, K., & Chowdhury, A. (2012). Designing a reverse logistics network for optimal collection, recovery and quality-based product-mix planning. *International Journal of Production Economics*, 209–221.
- Das, R., Mallick, S., & Samal, C. (2007). STUDY OF MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION AND ITS IMPLEMENTATION USING NSGA-II. *National Institute of Technology*.
- Deb, K., & Al, E. (2002). *A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II*.
- Eskandari-Khanghahi, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., Taleizadeh, A. A., & Amin, S. H. (2018). Designing and optimizing a sustainable supply chain network for a blood platelet bank under uncertainty. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 71(November 2017), 236–250. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.03.004>

- Fahimnia, B., Jabbarzadeh, A., Ghavamifar, A., & Bell, M. (2017). Supply chain design for efficient and effective blood supply in disasters. *International Journal of Production Economics*, *183*, 700–709. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2015.11.007>
- Fariman, S. K., Danesh, K., Pourtalebiyan, M., Fakhri, Z., Motallebi, A., & fozooni, A. (2024). A robust optimization model for multi-objective blood supply chain network considering scenario analysis under uncertainty: a multi-objective approach. *Scientific Reports*, *14*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-57521-0>
- Fazli-Khalaf, M., Khalilpourazari, S., & Mohammadi, M. (2019). Mixed robust possibilistic flexible chance constraint optimization model for emergency blood supply chain network design. *Annals of Operations Research*, *283*(1–2), 1079–1109. <https://doi.org/10.1007/s10479-017-2729-3>
- Ghasemi, P., Goodarzian, F., Abraham, A., & Khancheh-zarrin, S. (2022). A possibilistic-robust-fuzzy programming model for designing a game theory based blood supply chain network. *Applied Mathematical Modelling*, *112*, 282–303. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2022.08.003>
- Gilani Larimi, N., Yaghoubi, S., & Hosseini-Motlagh, S. M. (2019). Itemized platelet supply chain with lateral transshipment under uncertainty evaluating inappropriate output in laboratories. *Socio-Economic Planning Sciences*, *68*(March), 100697. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2019.03.003>
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Publishing Company.
- Haeri, A., Hosseini-Motlagh, S. M., Ghatreh Samani, M. R., & Rezaei, M. (2020). A mixed resilient-efficient approach toward blood supply chain network design. *International*

- Transactions in Operational Research*, 27(4), 1962–2001.  
<https://doi.org/10.1111/itor.12714>
- Haghjoo, N., Tavakkoli-Moghaddam, R., Shahmoradi-Moghadam, H., & Rahimi, Y. (2020). Reliable blood supply chain network design with facility disruption: A real-world application. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 90(January), 103493.  
<https://doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103493>
- Hamdan, B., & Diabat, A. (2020). Robust design of blood supply chains under risk of disruptions using Lagrangian relaxation. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 134(January 2018), 101764.  
<https://doi.org/10.1016/j.tre.2019.08.005>
- Heidari-Fathian, H., & Pasandideh, S. H. R. (2018). Green-blood supply chain network design: Robust optimization, bounded objective function & Lagrangian relaxation. *Computers and Industrial Engineering*, 122(May), 95–105. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.05.051>
- Hiller, F., & Lieberman, G. (2010). *Introducción a la investigación de operaciones* (9th ed.).
- Hosseini-Motlagh, S. M., Gilani Larimi, N., & Oveysi Nejad, M. (2020). A qualitative, patient-centered perspective toward plasma products supply chain network design with risk controlling. In *Operational Research* (Issue 0123456789). Springer Berlin Heidelberg.  
<https://doi.org/10.1007/s12351-020-00568-4>
- Hosseini-Motlagh, S. M., Samani, M. R. G., & Cheraghi, S. (2020). Robust and stable flexible blood supply chain network design under motivational initiatives. *Socio-Economic Planning Sciences*, 70(June 2019), 100725. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2019.07.001>
- Jabbarzadeh, A., Fahimnia, B., & Seuring, S. (2014). Dynamic supply chain network design for the supply of blood in disasters: A robust model with real world application. *Transportation*

- Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 70(1), 225–244.  
<https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.06.003>
- Karadağ, İ., Keskin, M. E., & Yiğit, V. (2021). Re-design of a blood supply chain organization with mobile units. In *Soft Computing* (Vol. 25, Issue 8, pp. 6311–6327).  
<https://doi.org/10.1007/s00500-021-05618-3>
- Kaya, O., & Ozkok, D. (2020). A Blood Bank Network Design Problem with Integrated Facility Location, Inventory and Routing Decisions. *Networks and Spatial Economics*, 20(3), 757–783. <https://doi.org/10.1007/s11067-020-09500-x>
- López, J. (2013). *Optimización Multi-objetivo Aplicaciones a problemas del mundo real*.
- Marglin, J. . (1967). Public Investment Criteria. *MIT Press, Cambridge, Massachusetts*.
- Nahofti Kohneh, J., Derikvand, H., Amirdadi, M., & Teimoury, E. (2023). A blood supply chain network design with interconnected and motivational strategies: a case study. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14(7), 8249–8269.  
<https://doi.org/10.1007/s12652-021-03594-y>
- Peña, A. De, Truyol, P., Moujahid, A., Inza, I., Larranaga, P., & Villegas R., J. G. (2008). Tema 2. Algoritmos Genéticos. *Departamento de Ciencia de La Computación e Inteligencia Artificial Universidad Del País Vasco-Euskal Herriko Unibertsitatea*, 1–33.  
<http://www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/t2geneticos.pdf>
- Poches, C., & Tarazona, N. (2020). Modelo de inventario multiperiodo para una red de distribución multiescalón y multi-ítem, en el lenguaje de programación GAMS. *Sustainability (Switzerland)*, 4(1), 1–9. <https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/en/mdl-20203177951%0Ahttp://dx.doi.org/10.1038/s41562-020-0887-9%0Ahttp://dx.doi.org/10.1038/s41562-020-0884->

- <https://doi.org/10.1080/13669877.2020.1758193><http://serisc.org/journals/index.php/IJAST/article>
- Rahmani, D. (2019). Designing a robust and dynamic network for the emergency blood supply chain with the risk of disruptions. *Annals of Operations Research*, 283(1–2), 613–641. <https://doi.org/10.1007/s10479-018-2960-6>
- Ramezani, R., & Behboodi, Z. (2017). Blood supply chain network design under uncertainties in supply and demand considering social aspects. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 104, 69–82. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2017.06.004>
- Salazar, M. (2003). Temas de actualidad / Current topics Guías para la transfusión de sangre y sus componentes. *Rev Panam Salud Publica/Pan Am J Public Health*, 13(23), 183–190. <http://www.scielosp.org/pdf/rpsp/v13n2-3/15737.pdf>
- Samani, M. R. G., & Hosseini-Motlagh, S. M. (2021). A robust framework for designing blood network in disaster relief: a real-life case. In *Operational Research* (Vol. 21, Issue 3). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/s12351-020-00588-0>
- Samani, M. R. G., Hosseini-Motlagh, S. M., & Ghannadpour, S. F. (2019). A multilateral perspective towards blood network design in an uncertain environment: Methodology and implementation. *Computers and Industrial Engineering*, 130(March), 450–471. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.02.049>
- Samani, M. R. G., Hosseini-Motlagh, S. M., & Homaei, S. (2020). A reactive phase against disruptions for designing a proactive platelet supply network. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 140(May), 102008. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102008>

- Santana Quintero, L. V. (2004). Un Algoritmo Basado en Evolución Diferencial para Resolver Problemas Multiobjetivo. *Master Thesis - Centro de Investigacion de Estudios Avanzados Del Instituto de Politecnico Nacional*.
- Seifried, E., Klueter, H., Weidmann, C., Staudenmaier, T., Schrezenmeier, H., Henschler, R., Greinacher, A., & Mueller, M. M. (2011). How much blood is needed? *Vox Sanguinis*, *100*(1), 10–21. <https://doi.org/10.1111/j.1423-0410.2010.01446.x>
- Seyfi-Shishavan, S. A., Donyatalab, Y., Farrokhizadeh, E., & Satoglu, S. I. (2021). A fuzzy optimization model for designing an efficient blood supply chain network under uncertainty and disruption. In *Annals of Operations Research* (Issue 0123456789). Springer US. <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04123-y>
- Tirkolae, E. B., Golpîra, H., Javanmardan, A., & Maihami, R. (2022). A socio-economic optimization model for blood supply chain network design during the COVID-19 pandemic: An interactive possibilistic programming approach for a real case study. *Socio-Economic Planning Sciences*, *September*, 101439. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2022.101439>
- Villarreal, G. (2015). Optimización Multi- - - objetivo Contenido. *26 De Junio Del 2015*, 99. [http://modelacion2015.eventos.cimat.mx/sites/modelacion2015/files/Maria\\_Guadalupe\\_Villarreal-Optimizacion\\_Multi-objetivo1.pdf](http://modelacion2015.eventos.cimat.mx/sites/modelacion2015/files/Maria_Guadalupe_Villarreal-Optimizacion_Multi-objetivo1.pdf)
- Villegas R., J. G. (2003). *Problemas de Localización Multiobjetivo*. 100.
- Vitoriano, B. (2007). *TEORÍA DE LA DECISIÓN: Decisión con Incertidumbre, Decisión Multicriterio y Teoría de Juegos*. 45.

Yu, P., & Zeleny, M. (1975). The set of all nondominated solutions in linear cases and a multicriteria simplex method. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 430–468.

Zadeh, L. (1963). Optimality and non-scalar-valued performance criteria. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 59-60.

Zitzler, E., & Thiele, L. (1998). *An Evolutionary Algorithm for Multiobjective Optimization: The Strength Pareto Approach*.