

**Modelo de Optimización No-Lineal para Redes de Cadenas de Suministro
Multiescalón a Nivel Táctico con Demanda Incierta.**

Juan Pablo Oviedo Ramírez

20151015080

Director: Eduyn Ramiro López Santana

Universidad Distrital Francisco José de Caldas

Facultad de Ingeniería

Ingeniería Industrial

Febrero 2022

Resumen

En este trabajo, se desarrolla un modelo de programación no-lineal entera mixta que determina las decisiones a tomar para una planeación táctica en una cadena de suministro con demanda incierta. Inicialmente se desarrolló una revisión del estado del arte para determinar y analizar las investigaciones relacionadas con modelos no-lineales de optimización enfocados a cadenas de suministro multiescalón para una planeación táctica. De acuerdo con los resultados encontrados se propusieron los componentes matemáticos que posteriormente determinan la estructura de tres problemas de programación matemática, con los cuales se establece una nueva forma de modelar cadenas de suministro con redes acíclicas para un horizonte de planeación establecido y que permite incluir distintos tipos de no-linealidades. Los modelos de MINLP propuestos son no-convexos y son resueltos por medio de los solvers LINGO, BONMIN y COUENNE, identificando que el primero de estos fue el que consiguió obtener mejores soluciones para las instancias pequeñas y medianas utilizadas. Los resultados demuestran que los modelos propuestos ofrecen información relevante para las decisiones a tomar en las cadenas de suministro dentro de un horizonte de planeación determinado, garantizando para ciertos casos un óptimo local del problema.

Índice de contenido

1.	Introducción	11
2.	Objetivos	13
2.1.	Objetivo principal	13
2.2.	Objetivos específicos	13
3.	Planteamiento del Problema	14
3.1.	Formulación del problema.....	14
3.2.	Justificación del problema	14
4.	Revisión del Estado del Arte	16
4.1.	Metodología.....	16
4.1.1.	Fuentes Secundarias	16
4.1.2.	Fuentes Terciarias	18
4.1.3.	Refinamiento de Resultados.....	18
4.2.	Definición de parámetros y características	19
4.3.	Estado del arte	23
4.3.1.	Características de la red propuesta	30
4.3.2.	Manejo de incertidumbre	35
4.3.3.	Consideraciones adicionales	37
4.3.4.	Programación Matemática.....	39
4.3.5.	Métodos de Solución.....	64
5.	Descripción del problema	73
5.1.	Estructura de la red	73
5.2.	Nodos.....	77
5.3.	Demanda incierta.....	78
5.4.	No-linealidad	83

5.4.1.	Restricciones	83
5.4.2.	Función Objetivo.....	92
6.	Modelo de programación matemática.....	101
6.1.	Nomenclatura.....	101
6.1.1.	Conjuntos	101
6.1.2.	Parámetros.....	102
6.1.3.	Variables binarias.....	103
6.1.4.	Variables continuas	104
6.2.	Supuestos.....	106
6.3.	Modelo propuesto	109
6.3.1.	Funciones objetivo propuestas	109
6.3.2.	Restricciones propuestas	110
6.4.	Convexidad.....	116
7.	Método de solución.....	121
7.1.	LINGO.....	122
7.2.	BONMIN.....	126
7.3.	COUENNE	127
8.	Análisis de resultados	128
8.1.	Eficiencia computacional	128
8.2.	Resultados.....	130
8.2.1.	Comparación de Solvers para modelos no-lineales.....	130
8.2.2.	Comparación de objetivos.....	136
8.2.3.	Inventario	143
8.2.4.	Demanda.....	152
8.2.5.	Nivel de servicio.....	156

8.3.	Análisis final.....	158
9.	Conclusiones.....	161
9.1.	Futuras investigaciones.....	164
10.	Anexos	165
10.1.	Documentos encontrados.....	165
10.2.	Anexo I. Glosario	168
10.2.1.	Clasificación de variables binarias.....	168
10.2.2.	Clasificación de variables enteras	169
10.2.3.	Clasificación de variables continuas	170
10.2.4.	Clasificación de variables difusas	172
10.2.5.	Clasificación de variables irrestrictas.....	173
10.2.6.	Clasificación de restricciones.....	173
10.2.7.	Clasificación de términos no-lineales en función objetivo	175
10.3.	Anexo II. Gráficas de Resultados de Métodos de Solución	176
10.4.	Otros Anexos	179
11.	Referencias.....	180

Índice de tablas

Tabla 1. <i>Documentos encontrados para cada ecuación de búsqueda en Scopus</i>	16
Tabla 2. <i>Explicación de notaciones usadas en la revisión del estado del arte</i>	23
Tabla 3. <i>Restricciones no-lineales aplicables al problema</i>	92
Tabla 4. <i>Términos no-lineales aplicables dentro de la función objetivo</i>	99
Tabla 5. <i>Conjuntos y subíndices</i>	101
Tabla 6. <i>Constantes y parámetros</i>	102
Tabla 7. <i>Variables binarias</i>	104
Tabla 8. <i>Variables continuas</i>	104
Tabla 9. <i>Características del solver no-lineal de LINGO</i>	123
Tabla 10. <i>Características de los modelos propuestos para algunas de las instancias de Willem's (2008)</i>	128
Tabla 11. <i>Resultados Instancia 1 utilizando Modelo 1</i>	131
Tabla 12. <i>Resultados Instancia 1 utilizando Modelo 2</i>	132
Tabla 13. <i>Resultados Instancia 2 utilizando Modelo 1</i>	133
Tabla 14. <i>Resultados Instancia 2 utilizando Modelo 2</i>	134
Tabla 15. <i>Resultados Instancia 3 utilizando Modelo 1</i>	135
Tabla 16. <i>Resultados Instancia 3 utilizando Modelo 2</i>	136
Tabla 17. <i>Soluciones del solver a analizar de cada instancia por cada modelo</i>	136

Índice de figuras

Figura 1. <i>Cadena de suministro multiescalón</i>	22
Figura 2. <i>Fecha de publicación de documentos relacionados con la investigación</i>	30
Figura 3. <i>Fecha de publicación de documentos relacionados con la investigación de acuerdo a su nivel de planeación</i>	31
Figura 4. <i>Nivel de planeación aplicado en las cadenas de suministro modeladas</i>	31
Figura 5. <i>Cantidad de escalones de las cadenas de suministro modeladas</i>	32
Figura 6. <i>Cantidad de periodos del horizonte de planeación propuesto para las cadenas de suministro modeladas</i>	33
Figura 7. <i>Cantidad de productos tenidos en cuenta para las cadenas de suministro modeladas</i>	34
Figura 8. <i>Tipo de cadena de suministro a la que aplica el modelo propuesto de los documentos revisados</i>	35
Figura 9. <i>Técnicas aplicadas en los modelos para manejar la incertidumbre de las cadenas de suministro</i>	36
Figura 10. <i>Cantidad de documentos que consideran aspectos ambientales en la cadena de suministro modelada por año</i>	38
Figura 11. <i>Documentos que incluyen cada tipo de variable</i>	39
Figura 12. <i>Cantidad de variables binarias usadas</i>	40
Figura 13. <i>Cantidad de variables enteras usadas</i>	41
Figura 14. <i>Cantidad de variables continuas usadas</i>	41
Figura 15. <i>Cantidad de variables difusas usadas</i>	42
Figura 16. <i>Cantidad de documentos que usan variables binarias por tipo de decisión</i> ...	43
Figura 17. <i>Cantidad de documentos que usan variables enteras por tipo de decisión</i>	44
Figura 18. <i>Cantidad de documentos que usan variables continuas por tipo de decisión</i> . 45	45
Figura 19. <i>Cantidad de documentos que usan variables difusas por tipo de decisión</i>	46
Figura 20. <i>Cantidad de documentos que usan variables irrestrictas por tipo de decisión</i>	46
Figura 21. <i>Comparación de la cantidad de documentos que usan decisiones en común por tipo de variable</i>	47
Figura 22. <i>Cantidad de funciones objetivo por cantidad de restricciones</i>	51

Figura 23. <i>Cantidad de restricciones lineales</i>	52
Figura 24. <i>Cantidad de restricciones no-lineales</i>	53
Figura 25. <i>Cantidad de restricciones no-lineales por cantidad de restricciones lineales</i>	54
Figura 26. <i>Cantidad de funciones objetivo no-lineales por cantidad de restricciones no-lineales</i>	55
Figura 27. <i>Cantidad de funciones objetivo por modelo</i>	57
Figura 28. <i>Cantidad de funciones objetivo lineales por modelo</i>	58
Figura 29. <i>Cantidad de funciones objetivo no-lineales por modelo</i>	58
Figura 30. <i>Cantidad de funciones objetivo no-lineales por cantidad de funciones objetivo lineales</i>	59
Figura 31. <i>Cantidad de términos no-lineales en las funciones objetivo por modelo</i>	60
Figura 32. <i>Cantidad de funciones objetivo por cantidad de términos no-lineales en las funciones objetivo</i>	61
Figura 33. <i>Ubicación de las no-linealidades en los modelos</i>	62
Figura 34. <i>Métodos de solución utilizados</i>	65
Figura 35. <i>Solvers utilizados como método de solución</i>	66
Figura 36. <i>Metaheurísticas utilizadas como método de solución</i>	67
Figura 37. <i>Métodos exactos utilizados como método de solución</i>	69
Figura 38. <i>Heurísticas utilizadas como método de solución</i>	71
Figura 39. <i>Cantidad de métodos de solución aplicados por modelo sin algoritmos propuestos</i>	72
Figura 40. <i>De izquierda a derecha: Redes convergentes (ensambladoras). Redes divergentes (distribución)</i>	74
Figura 41. <i>Un ejemplo general de una red de cadena de suministro acíclica</i>	75
Figura 42. <i>Cadena de suministro para equipos periféricos informáticos.</i>	77
Figura 43. <i>Curva de la distribución normal</i>	81
Figura 44. <i>Histograma ejemplo de DL</i>	82
Figura 45. <i>Cantidad de restricciones con términos lineales y no-lineales</i>	84
Figura 46. <i>Cantidad de documentos que agregan no-linealidades por tipo de restricción</i>	85
Figura 47. <i>Cantidad de funciones objetivo lineales y no-lineales por objetivo</i>	93

Figura 48. <i>Cantidad de documentos que aplican cada objetivo no-lineal</i>	94
Figura 49. <i>Cantidad de documentos que aplican no-linealidades por término de la función objetivo</i>	95
Figura 50. <i>Ejemplo de un conjunto convexo (izquierda) y un contraejemplo de un espacio no convexo (derecha)</i>	117
Figura 51. <i>Ejemplo de una función convexa (izquierda) y un contraejemplo de una función no convexa (derecha)</i>	117
Figura 52. <i>Ejemplo de puntos locales y globales. Función convexa (izquierda) función no convexa (derecha)</i>	118
Figura 53. <i>Función quasiconvexa</i>	118
Figura 54. <i>Función quasiconvexa con un óptimo global distinto a un óptimo local</i>	119
Figura 55. <i>Comparación de utilidades obtenidas (sin no-linealidades) de cada modelo</i>	138
Figura 56. <i>Comparación de utilidades obtenidas (teniendo en cuenta no-linealidades por inversión en tecnología RFID) de cada modelo</i>	140
Figura 57. <i>Comparación de satisfacción por parte de nodos cercanos de cada modelo</i>	143
Figura 58. <i>Comparación de niveles de inventario de cada modelo</i>	145
Figura 59. <i>Niveles de inventario vs periodo de cada modelo propuesto para la instancia 1</i>	147
Figura 60. <i>Niveles de inventario vs periodo de cada modelo propuesto para la instancia 2</i>	149
Figura 61. <i>Niveles de inventario vs periodo de cada modelo propuesto para la instancia 3</i>	151
Figura 62. <i>Comparación del cumplimiento de demandas de cada modelo</i>	153
Figura 63. <i>Nivel de servicio obtenido de cada modelo</i>	157
Figura 64. <i>Cantidad de variables binarias utilizadas por cada método de solución</i>	176
Figura 65. <i>Cantidad de variables enteras utilizadas por cada método de solución</i>	177
Figura 66. <i>Cantidad de variables continuas utilizadas por cada método de solución</i> ...	177
Figura 67. <i>Cantidad de restricciones no-lineales utilizadas por cada método de solución</i>	178

Figura 68. *Cantidad de funciones objetivo no-lineales utilizadas por cada método de solución*..... 178

1. Introducción

Las cadenas de suministro desde muchas décadas atrás han sido ampliamente estudiadas por investigadores y gracias a esto se ha comprendido la importancia que conlleva la toma de decisiones en estas, destacándose este tipo de problemas dentro del área estudio de la ingeniería industrial por medio de herramientas como la optimización matemática. Los resultados obtenidos a partir de los planteamientos de los problemas de programación matemática enfocados hacia el comportamiento de estas redes, han permitido dar sólidas bases para la toma de decisiones en distintos niveles de planeación. Sin embargo, resulta más frecuente la identificación de problemas de programación lineal, programación lineal entera o programación lineal entera mixta, dejando de lado relaciones o funciones no-lineales que en algunos casos pueden describir de una mejor manera el comportamiento complejo de estas, convirtiéndolos en modelos de programación de programación no-lineal, programación no-lineal entera y programación no-lineal entera mixta.

Es por esto, que en el presente documento se presenta el desarrollo de una investigación más profunda acerca de los autores que se han aventurado a la formulación de modelos de programación no-lineal para describir el comportamiento de las decisiones tácticas que pueden tomarse en una cadena de suministro. Y, además, en el presente trabajo se identificará la causa que resulta ser la más común por la cual los problemas de este tipo no suelen tener la misma volumetría de documentos que los enfocados a modelos de programación lineal. Una vez se procese y analice toda la información recolectada de cada uno de los problemas formulados por los autores, se procederá a explicar algunos componentes matemáticos no-lineales que describen el comportamiento que se desea modelar y, según la baja frecuencia de documentos que haya implementado tales características, se incluirán dentro de las relaciones no-lineales del problema de programación no-lineal a proponer. De igual forma, se identificará una metodología para poder dar manejo a la incertidumbre de la demanda, proponiendo un método en la aplicación de tal característica en el modelo a plantear garantizando información relevante a la hora de tomar decisiones sobre la cadena de suministro.

De acuerdo con la estructura de los modelos identificados, se plantean una serie de restricciones y una definición de conjuntos y variables distintas para manejar problemas de programación matemática para tomar decisiones tácticas en las cadenas de suministro y, a partir de tal estructura y los correspondientes componentes matemáticos no-lineales identificados, se

procede a proponer dos modelos de programación no-lineales y un modelo de programación lineal básico al cual fácilmente se le podría implementar diferentes no-linealidades. Posterior a esto, se define la metodología a aplicar para dar solución al problema, basado de igual forma en la revisión del estado del arte realizada y las correspondientes características de los modelos de programación matemática. Y finalmente, posterior a la solución con el esquema aplicado, se analizan los resultados obtenidos con cada uno de los modelos propuestos a partir de gráficos que exponen claramente el comportamiento de estos, así como la afectación que tienen al considerar una demanda incierta. Con esto, se podrá determinar la viabilidad de la implementación de los modelos de programación no-lineal propuestos y los correspondientes beneficios y debilidades que pueden presentarse a la hora resolverlos y tomar las respectivas decisiones tácticas sobre las redes de suministro.

2. Objetivos

2.1. Objetivo principal

Desarrollar un modelo de programación no-lineal para redes de cadenas de suministro multiescalón a nivel táctico con demanda incierta

2.2. Objetivos específicos

- Caracterizar las no-linealidades y manejo de incertidumbre de la demanda en redes de cadenas de suministro
- Establecer los componentes matemáticos del modelo de optimización que represente el caso de investigación
- Plantear un esquema de solución para obtener una solución aproximada del problema

3. Planteamiento del Problema

3.1. Formulación del problema

Las cadenas de suministro consisten en la integración de distintas actividades de una o varias empresas para agregar valor y entregar el producto a los clientes. Estas pueden estar compuestas por: proveedores, fabricantes, almacenes, centros de distribución, minoristas, e incluso el mismo cliente, sin embargo, la cantidad de participantes en la red dependerá del producto y el manejo que se le dé. Comúnmente se presentan ciertos problemas de ineficiencia al cometer errores en la cantidad de material necesario para la manufactura o incluso en demoras en la entrega entre los nodos de la red de suministro. Para esto, se ha usado la programación matemática para realizar el diseño de la red y poder definir las cantidades a transportar entre cada escalón de la cadena, los inventarios, los pedidos pendientes, los instantes de suministro y demás variables que se planteen en el respectivo modelo. Sin embargo, para la formulación de este tipo de modelos se ha hecho el esfuerzo por linealizar relaciones en la red para facilitar la búsqueda de un óptimo global del problema, ignorando la no-linealidad presentada en tiempos de transporte, producción, nivel de servicio, cálculo de costos logísticos, entre otros. Además de esto, dado el comportamiento incierto de ciertos factores como la demanda, se pretende formular y resolver un problema de programación no-lineal para un modelo que considere las no-linealidades presentes en las cadenas de suministro teniendo en cuenta la incertidumbre en el parámetro mencionado.

3.2. Justificación del problema

Los motivos que llevaron a investigar y desarrollar un modelo de programación no-lineal se resumen en fines académicos y personales. El propósito académico reúne los objetivos de poder sentar pequeños cimientos a futuros trabajos en los cuales se consideren las cadenas de suministro como sistemas complejos y abrir la posibilidad de encontrar una optimización a problemas de este tipo. Así mismo, el ánimo de desarrollar esta investigación surge como curiosidad al observar que frecuentemente las cadenas de suministro se han trabajado como problemas de programación lineal (PL), programación lineal entera mixta (MILP), programación fraccional y programación lineal fraccional multi-objetivo (Matinrad et al., 2013). Si bien actualmente ya existen algunos módulos de planificación que incluyen optimización no-lineal asumiendo que en las cadenas de suministro no todas las restricciones ni funciones objetivo se comportan de manera lineal, no se resuelven

teniendo en cuenta este comportamiento y por el contrario se realizan aproximaciones lineales para mejorar un rendimiento computacional (Chopra & Meindl, 2013), generando un particular interés por entender tal evasión y el aumento en su complejidad al agregar incertidumbre en la demanda. El propósito personal de desarrollar este proyecto está relacionado con la atracción hacia la investigación de operaciones y el desarrollo de algoritmos y formulaciones matemáticas para describir y optimizar el funcionamiento de los procesos concernientes a la ingeniería industrial.

4. Revisión del Estado del Arte

4.1. Metodología

La revisión del estado del arte se desarrolló por medio de la búsqueda de fuentes secundarias y terciarias en las bases de datos Scopus, Semantic Scholar, entre otras, donde se establecieron ciertas ecuaciones de búsqueda de acuerdo al tipo de información que se deseaba recolectar. A continuación, se presenta la metodología para las correspondientes fuentes de información:

4.1.1. Fuentes Secundarias

Haciendo uso de la base de datos bibliográfica Scopus y su versatilidad para filtrar búsquedas de publicaciones de acuerdo con ciertas variables y condiciones, se realizaron distintas búsquedas con diferentes ecuaciones para identificar, inicialmente la cantidad de publicaciones elaboradas sobre cadenas de suministro, para luego filtrar tal información hasta encontrar publicaciones sobre programación no-lineal implementada en cadenas de suministro multiescalón a nivel táctico. Obsérvese las ecuaciones utilizadas en la Tabla 1.

Tabla 1. Documentos encontrados para cada ecuación de búsqueda en Scopus

Ecuación de búsqueda	Documentos resultantes
TITLE-ABS-KEY ("supply chain")	102,523
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network")	109,323
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY ((mathematical AND programming) OR optimization OR optimisation OR model OR programming)	48,045
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY (linear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation))	4,707
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY ((linear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation)) OR lp OR ilp OR milp)	4,999
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY (nonlinear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation))	1,382

TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY ((nonlinear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation)) OR nlp OR inlp OR minlp)	1,458
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY ((nonlinear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation)) OR nlp OR inlp OR minlp) AND TITLE-ABS-KEY (multiechelon OR multi-echelon OR multi-stage OR multistage)	89
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY ((nonlinear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation)) OR nlp OR inlp OR minlp) AND TITLE-ABS-KEY (tactical OR midterm OR "medium term" OR production OR inventory OR distribution)	904
TITLE-ABS-KEY ("supply chain" OR "logistics network" OR "supply network") AND TITLE-ABS-KEY ((nonlinear AND (programming OR model OR optimization OR optimisation)) OR nlp OR inlp OR minlp) AND TITLE-ABS-KEY (tactical OR midterm OR "medium term" OR production OR inventory OR distribution) AND TITLE-ABS-KEY (multiechelon OR multi-echelon OR multi-stage OR multistage)	69

Como se puede observar en la Tabla 1, se obtuvo mayor cantidad de documentos resultantes al realizar la búsqueda incluyendo términos como “LP”, “ILP” y “MILP” debido a que son las siglas de programación lineal, programación lineal entera y programación lineal entera mixta correspondientemente, ocurriendo la misma situación con los términos “NLP”, “INLP” y “MINLP” para programación no-lineal, programación no-lineal entera y programación no-lineal entera mixta respectivamente. Igualmente, es de resaltar que solo el 3.03% de los documentos que utilizan términos como “programación matemática”, “optimización” y “modelo” para tratar las cadenas de suministro, bien sea en el título, resumen o palabras clave, se refieren a la programación no-lineal; mientras que la programación lineal se usó en el 10.4% de tales documentos. Además, de los documentos que tratan la programación no-lineal en cadenas de suministro, el 7.44% especifica que lo realiza para cadenas multiescalón dentro de su título, resumen o palabras clave, el 65.48% aplica de cierto modo una planeación táctica y solo el 5.61% de los documentos aclara que trabaja la programación no-lineal en cadenas de suministro multiescalón a nivel táctico.

La ecuación de búsqueda señalada en la Tabla 1, también fue utilizada en las bases de datos de Proquest y Mathscinet, en donde se encontraron 5 documentos adicionales que cumplen con las características de ser modelos no-lineales para cadenas de suministro multiescalón a nivel táctico. De esta manera se encontraron un total de 74 documentos de fuentes secundarias.

4.1.2. Fuentes Terciarias

Las fuentes terciarias usadas correspondieron a artículos de revisión que efectuaron una recopilación de información sobre documentos en los que se realizaron modelos matemáticos para redes de cadenas de suministro. De tales revisiones se indagaron los artículos, que, según los autores utilizaron términos no-lineales dentro de sus planteamientos. Tales artículos de revisión se encontraron haciendo uso del buscador académico Semantic Scholar, en el cual se digitó “review supply chain network models” y se limitó para documentos que incluyeran el PDF y que el tipo de publicación fuera de revisión de literatura.

Por otro lado, gracias a la base de datos de Science Direct se encontró otra fuente terciaria, el cual fue el trabajo realizado por Asgharizadeh et al. (2019) ya que permitió encontrar 48 documentos en los cuales se trabajan modelos, principalmente a nivel estratégico, de cadenas de suministro que presentan no-linealidad en su formulación. Mientras que, con los trabajos de revisión de Douiri et al. (2016), Eskandarpour et al. (2015) y Matinrad et al. (2013) se encontraron documentos en los cuales se cumplía el requisito de estar planteados con no-linealidades, de los cuales se extrajeron sus referencias usadas y con esto encontrar documentos adicionales que trabajaran tal aspecto en las cadenas de suministro. Después de realizar la búsqueda de documentos, tanto de documentos de revisiones de literatura como de trabajos base utilizados por ciertos autores para la determinación de sus modelos, se encontraron en total 80 referencias que cumplen con los requisitos provenientes de fuentes terciarias de información.

4.1.3. Refinamiento de Resultados

Inicialmente, con respecto a fuentes de información secundarias, se pasó de tener 74 documentos a tener 71 al eliminar aquellos que se encontraban repetidos entre las bases de datos mencionadas anteriormente. Por otro lado, eliminando los documentos obtenidos de fuentes terciarias que ya se encontraran dentro de las fuentes secundarias se pasó de tener 80 documentos a 75. En resumen, eliminando los documentos repetidos se poseen inicialmente 146, los cuales fueron obtenidos de fuentes secundarias y terciarias.

Luego de esto, se decidió refinar los resultados y seleccionar aquellos que posterior a la lectura de su resumen y en caso de ser necesario, de todo el documento, cumplieran con proponer modelos de programación no-lineal en cadenas de suministro multiescalón a nivel táctico. Dado que una gran cantidad de documentos aplica el nivel estratégico en sus modelos, se aprobaron en caso que agregue variables de decisión para manejar el inventario, la producción y/o la distribución. Por lo tanto, se descartaron aquellos documentos que cumplieran alguna de las siguientes condiciones:

- No proponían modelos de programación matemática;
- Realizaban formulaciones únicamente para un nivel estratégico u operacional;
- Dedicaban toda la formulación del problema únicamente para la logística inversa;
- Presentaban el mismo modelo con la misma metodología de solución;
- Eran libros que realizaban recopilaciones de formulaciones de programación matemática para cadenas de suministro
- Eran documentos a los que no era posible acceder.

De acuerdo con esto, se eliminaron 45 documentos provenientes de fuentes secundarias y terciarias que no cumplieran con tales requisitos, restando en total 101 documentos.

4.2. Definición de parámetros y características

A continuación, se presentan las definiciones básicas requeridas para comprender la clasificación que se les dará a los documentos.

Cadena de suministro: Según Chopra & Meindl (2013) la cadena de suministro consta de todas las partes involucradas, directa o indirectamente, en el cumplimiento de la solicitud de un cliente, como por ejemplo: proveedores, fabricantes, transportadores, almacenes, centros de distribución, minoristas e incluso los clientes como tal. Por otro lado, Hübner (2007) explica que “por lo general las cadenas de suministro constan de proveedores, sitios de producción, instalaciones de distribución y clientes vinculados por flujos de material, información y financieros”. Sin embargo, tales definiciones no explican a detalle las principales funciones de una cadena de suministro como lo realiza Beamon (1998), quien afirma: “la cadena de suministro puede ser definida como un proceso integrado en el que varias entidades comerciales (es decir,

proveedores, fabricantes, distribuidores y minoristas) trabajan juntas en un esfuerzo por: (1) adquirir materias primas, (2) convertir estas materias primas en productos finales especificados y (3) entregar estos productos finales a los minoristas” y luego complementa la definición argumentando: “esta cadena se caracteriza tradicionalmente por un flujo hacia delante de materiales y un flujo hacia atrás de información”. Por lo tanto, se puede definir las cadenas de suministro como el proceso que sigue un producto terminado desde que es materia prima a través de un conjunto de entidades que realizan actividades de adquisición, producción, almacenamiento, distribución y comercialización que agregan valor y cumplen con la solicitud del consumidor.

Decisiones en una cadena de suministro: El manejo de una cadena de suministro requiere de muchas decisiones relacionadas con el flujo de información, productos y dinero (Chopra & Meindl, 2013). Por lo tanto, para reducir la complejidad del proceso de planeación, las actividades se pueden dividir jerárquicamente en tres niveles basado en el horizonte de planeación o frecuencia, la importancia para la compañía y el impacto que generan (Chopra & Meindl, 2013; Hübner, 2007; Matinrad et al., 2013). Tales niveles son: estratégico, táctico y operacional.

Nivel estratégico: Lidia con decisiones a largo plazo que tienen efectos duraderos en la empresa y la cadena de suministro (Asgharizadeh et al., 2019; Matinrad et al., 2013). Tales decisiones se consideran de alto nivel porque son difíciles de cambiar (Misni & Lee, 2017) y porque consisten en el diseño de la red de cadena de suministro (Bilgen & Ozkarahan, 2004). Algunos ejemplos de las decisiones tomadas en este nivel son: ubicación de instalaciones, selección de proveedores, selección de socios, diseño de la cadena de suministro, integración de la cadena de suministro, etc (Matinrad et al., 2013). Asgharizadeh et al. (2019) explica que en este nivel se toman decisiones como número, ubicación y flujo de producción y material a través de la red logística.

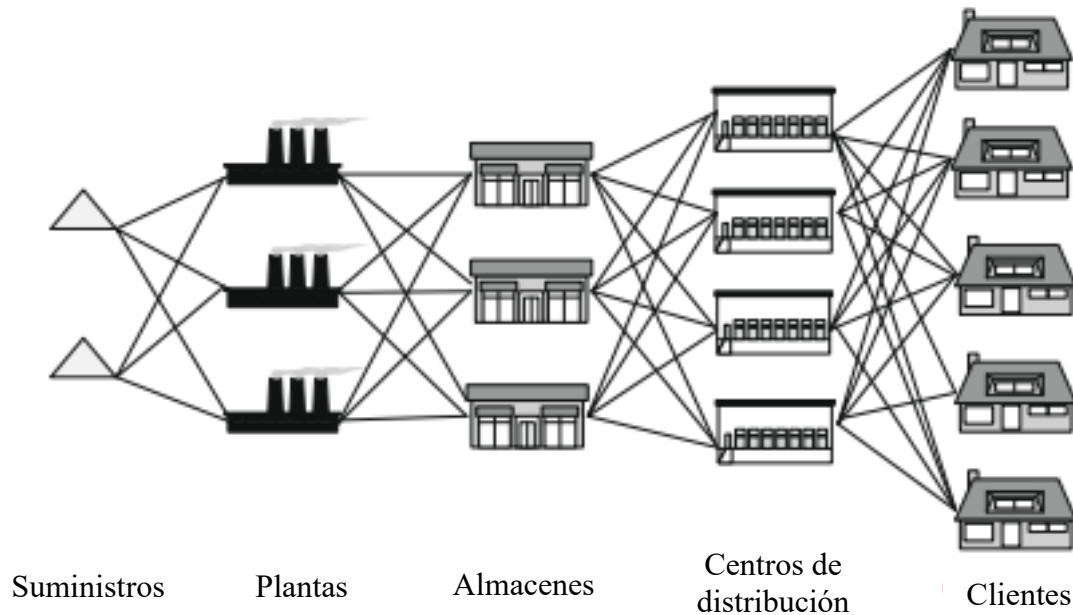
Nivel táctico: Consisten en decisiones de compras y producción (Asgharizadeh et al., 2019) tomadas a mediano plazo (Misni & Lee, 2017), el cual, dentro de un horizonte de planeación puede variar de acuerdo con la opinión de cada autor, por ejemplo: un trimestre a un año (Chopra & Meindl, 2013), uno a dos años (Misni & Lee, 2017) y uno a tres años (Hübner, 2007). Sin embargo, lo más importante de este nivel son el tipo de decisiones que se toman, las cuales están dirigidas a: la planeación de producción, distribución y transporte (Matinrad et al., 2013), planeación de compras y producción (Asgharizadeh et al., 2019), lanzamiento y discontinuación de productos

específicos, ajustes de capacidad de producción y transferencias de productos dentro de la red (Hübner, 2007), definir: los mercados que se abastecerán desde que ubicaciones, la subcontratación de la fabricación, las políticas de inventario que se seguirán y el momento y el tamaño de las promociones de marketing y precios (Chopra & Meindl, 2013) y la planeación de la producción y el manejo de inventario como el aprovisionamiento y la gestión integrada de devoluciones de productos con la organización general (Misni & Lee, 2017).

Nivel operativo: consideradas como las decisiones de bajo nivel al tratarse del corto plazo (Chopra & Meindl, 2013; Matinrad et al., 2013; Misni & Lee, 2017). Tales decisiones de bajo nivel son las relacionadas con asuntos gerenciales diarios (Matinrad et al., 2013) que aseguran la utilización óptima de los activos existentes y la ejecución eficiente de las decisiones tomadas en la planeación estratégica y táctica (Hübner, 2007). Dentro de las típicas decisiones operacionales se encuentran: las relacionadas con la programación de actividades del día a día (Asgharizadeh et al., 2019) y otras como la asignación de producción e inventario a pedidos individuales, establecimiento de fechas en las que se debe finalizar un pedido, la asignación de pedidos a modos de envío y la determinación de los horarios de entrega de camiones (Chopra & Meindl, 2013).

Multiescalón: El término multiescalón se usa en las cadenas de suministro cuando un ítem requiere moverse más de un paso para llegar a un consumidor final (Ganeshan, 1999; Rau et al., 2003). Como se puede ver en la Figura 1, las cadenas de suministro multiescalón tienen múltiples etapas y muchos posibles decisores en cada una de estas, siendo el objetivo en este tipo de sistemas reducir los costos totales mediante la coordinación de ordenes en toda la cadena (Chopra & Meindl, 2013). Se diferencia de las cadenas de suministro de un solo escalón al manejar el inventario de forma centralizada, de tal forma que este se optimice para toda la red al ser tratado holísticamente y no en cada nodo, evitando que cada uno de estos sea responsable de su propia política de inventario (Ekanayake et al., 2016).

Figura 1. Cadena de suministro multiescalón



Nota. Adaptado de “A multi-echelon inventory management framework for stochastic and fuzzy supply chains” (p. 5566), por Gumus & Guneri, 2009, *Expert Systems with Applications*, 36 (3).

4.3. Estado del arte

Se presenta en la Tabla 2 la descripción de las características relevantes que se revisaron de los modelos propuestos en los 101 documentos encontrados. A partir de la información recolectada y al realizar la respectiva lectura y entendimiento de cada modelo planteado en cada uno de los documentos, se consiguió realizar un análisis de los resultados obtenidos relacionados con lo trabajado en la planeación a nivel táctico de cadenas de suministro multiescalón a través de problemas de programación matemática no-lineal. Es de notar en la Tabla 2, que los aproximadamente 250 campos o características de los modelos analizados a través de variables pueden corresponder a una naturaleza binaria en donde se consolidará la respuesta “Sí” o “No”, en caso de que aplique respectivamente, o en otros casos se detallarán con números en caso de referirse a cantidades o N en caso de referirse a cualquier número de cantidades. Por ejemplo, para la característica “Multiescalon” se señalará el número en caso de existir una cantidad limitada de escalones para el que se modela, o “N”, en caso de referirse que puede aplicarse a cadenas de suministro de cualquier cantidad de escalones. Para el caso de las variables, restricciones y términos no-lineales de la función objetivo, dado que su clasificación requiere de una corta explicación para entender cada una de las clasificaciones, fueron dispuestas en el Anexo I. Glosario.

Tabla 2. *Explicación de notaciones usadas en la revisión del estado del arte*

Característica del modelo	Descripción
Multiescalón	#: Indica la cantidad de escalones que considera el modelo. N: Numero de escalones puede variar.
Multiproducto	#: Indica la cantidad de productos que considera el modelo. N: Cantidad de productos puede variar.
Multiperiodo	#: Indica la cantidad de periodos que considera el modelo. N: Cantidad de periodos puede variar.
Nivel	Estratégica-Táctica-Operacional: Considera decisiones estratégicas, tácticas y operacionales. Estratégica-Táctica: Considera decisiones estratégicas y tácticas. Táctica: Considera únicamente decisiones tácticas. Táctica-Operacional: Considera decisiones tácticas y operacionales.

Característica del modelo	Descripción
Closed Loop	Tiene en cuenta la logística inversa y de envío en el modelo.
Aspectos ambientales	Incluye decisiones en pro de un beneficio ambiental.
Productos perecederos	Considera que los productos transportados por la red pueden descomponerse.
Producto Nuevo	Se realiza la planeación de la cadena de suministro para un producto nuevo en el mercado.
Demanda incierta	Dentro del modelo se plantea la incertidumbre de la demanda.
Programación estocástica	Se plantea un modelo de programación estocástica para considerar las incertidumbres del modelo.
Programación robusta	Se realiza un modelo de programación robusta para considerar las incertidumbres del modelo.
Lógica difusa	Se trabaja la incertidumbre de ciertos parámetros dentro del modelo a través de lógica difusa.
Teoría de juegos	Se aplica la teoría de juegos dentro del modelo.
Simulación	Aplica simulación discreta o dinámica para representar el comportamiento de la cadena de suministro o para verificar la solución.
Aplicación	<p>Agricultura: Cadena Agrícola.</p> <p>Comida: Cadena de suministro para procesamiento de comida.</p> <p>Electrónica: Cadena de suministro para productos electrónicos.</p> <p>Hospitalaria: Redes para la logística hospitalaria.</p> <p>Partes plásticas: Cadena de suministro para productos con partes plásticas.</p> <p>Química: Cadena de suministro para productos químicos, incluyendo la industrial del petróleo.</p> <p>Textil: Cadena de suministro para productos textiles</p> <p>Vehicular: Cadena de suministro para producción y distribución de vehículos, incluyendo la industria de las bicicletas.</p> <p>No especificado: El autor no aclara a qué tipo de cadena de suministro puede aplicarse</p>

Característica del modelo	Descripción
VARIABLES BINARIAS	Instalaciones Asignación de producto Transporte Operativas Contratos inteligentes Capacidad Manejo de residuos Demanda Precio Faltantes
VARIABLES ENTERAS	Pedidos Tiempo de entrega Producción Flujo por la red Inventario Ambientales Transporte Capacidad Productos no conformes Conservación
VARIABLES CONTINUAS	Flujo por la red Producción Inventario Faltantes Lead time Tiempo de entrega Capacidad Financieras Ambientales Precio Costo de marketing Transporte Demanda Ordenes Nivel de servicio Área de cobertura Inversión Productos no conformes Conservación Costo operativo Riesgo

Característica del modelo	Descripción
Variables difusas	Decisión final Precio Costos de compras Costos de transporte Costos de mantener inventario Costos operativos Costos de personal Capacidad Productos no conformes Tiempo de entrega Demanda
Variables irrestrictas	Producción Coordenadas Indicador ambiental
Restricciones	Lógicas de asignación Producción Capacidad Demanda Balance Faltantes Política inventario Lead time Tamaño de flota Tiempo de entrega Nivel de servicio Financieras Ambientales Precios Subtours Operativas Costo de compras Costos operativos Costos de manejo de desperdicios Costo de modificación de capacidad Costos de transporte Costos logísticos. Costo total Productos no conformes Tiempo de conservación Riesgo Selección de objetivo Robustez

Característica del modelo	Descripción
Descripción no-linealidad de las restricciones	Se realiza una explicación de la no-linealidad encontrada en las restricciones del modelo
Función objetivo	Min costos de mantener inventario: stock, stock de seguridad
Término no-lineal en Función objetivo	Capacidad Costo de procesamiento Costo de transporte Costo de inventario Costo de mantener inventario de seguridad
Descripción no-linealidad de la función objetivo	Se realiza una explicación de la no-linealidad encontrada en la/s función/es objetivo del modelo
Linealización	Se realiza la linealización de uno o mas términos que provocan no-linealidad en el modelo
Datos de libre acceso	x: El autor presenta los parámetros usados para la aplicación
Método de solución	<u>Metaheurísticas</u> Algoritmos Genéticos: GA: Genetic Algorithm SGA: Self-adaptive Genetic Algorithm MOGA: Multi-objective Genetic Algorithm NSGA-II: Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II NRGA: Non-dominated Ranked Genetic Algorithm Recocido Simulado: SA: Simulated Annealing ESA: Evolutionary Simulated Annealing MOSA: Multi-objective Simulated Annealing Algoritmos Meméticos:

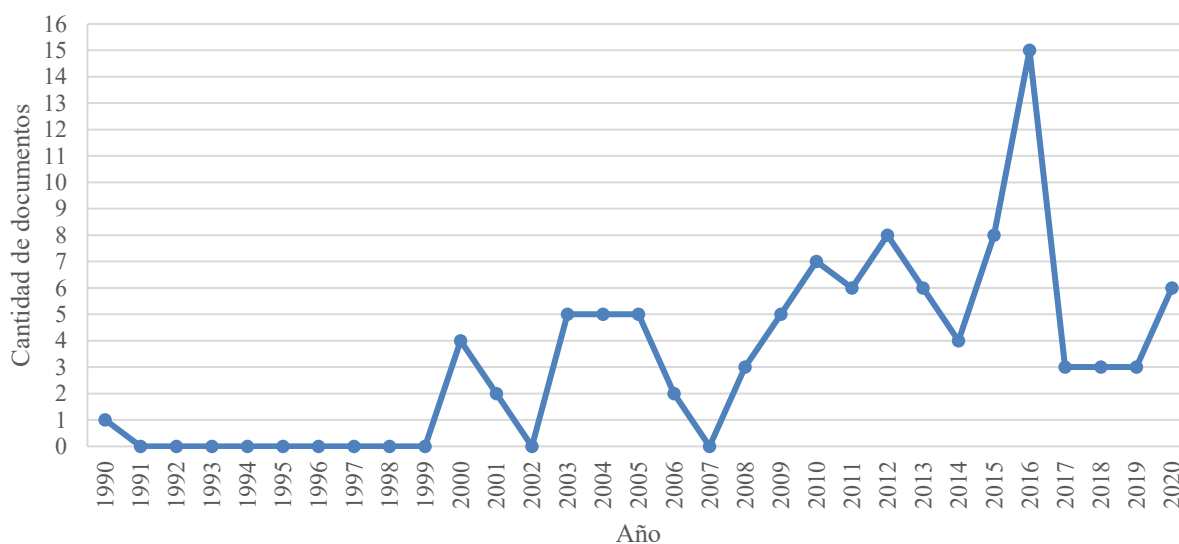
Característica del modelo	Descripción
	MA: Memetic Algorithm MOMA: Multi-objective Memetic Algorithm Optimización por enjambre de partículas: PSO: Particle Swarm Optimization MOPSO: Multi-objective Particle Swarm Optimization Híbridos: TSVNS: Tabu Search - Variable Neighborhood Search SAVNS: Simulated Annealing - Variable Neighborhood Search GAVNS: Genetic Algorithm - Variable Neighborhood Search MA-AVNS: Memetic Algorithm - Adaptive Variable Neighborhood Search MA-VNS: Memetic Algorithm - Variable Neighborhood Search Otras Metaheurísticas: MOBBO: Multi-objective Biogeography-based Optimization MOKA: Multi-objective Keshtel Algorithm MOFFA: Multi-objective Firefly Algorithm MOSEO: Multi-objective Social Engineering Optimization ABC: Artificial Bee Colony algorithm DE: Differential Evolution
	<u>Heurísticas</u> Heurística: Heurística MUMC: Heurística. Minimum Unit Manufacturing Cost MLT: Heurística. Minimum Lead Time Buildup: Heurística en la cual la empresa retrasa las ventas durante n períodos para generar el inventario inicial. MUMC + Buildup: Minimum Unit Manufacturing Cost + Buildup MLT + Buildup: Minimum Lead Time + Buildup LBA: Heurística. Lower Bound Algorithm UBA: Heurística. Upper Bound Algorithm. MS: Montecarlo Sampling WM: Weighting Method CG: Column Generation

Característica del modelo	Descripción
	<p><u>Métodos Exactos (Optimización)</u> OA: Outer approximation BD: Benders Decomposition LR: Lagrangean Relaxation LD: Lagrangean Decomposition DP: Dynamic Programming SGSM: Sub-gradient search method NA: Newton Algorithm IP: Interior Point PH-B&C: Polyhedral Relaxation Branch-and-Cut Algorithm EM: Euler Method CGM: Conjugate Gradient Method PCPA: Polymatroid cutting-plane approach B&B: Branch And bound Otros métodos Analíticos</p>
	<p><u>Solvers</u> GAMS: DICOPT/CONOPT2: Algoritmos usados en GAMS para resolver problemas de MINLP y subproblemas de NLP correspondientemente DICOPT/CONOPT: Algoritmos usados en GAMS para resolver problemas de MINLP y subproblemas de NLP correspondientemente DICOPT++ (CONOPT2 / OSL): Algoritmos usados en GAMS para resolver problemas de MINLP y subproblemas de NLP correspondientemente DICOPT CONOPT CONOPT 2 SNOPT BONMIN CPLEX MOSEK KNITRO BARON SBB Otros solvers de GAMS</p>
	<p>LINGO/LINDO: LINGO LINDO</p>
	<p><u>Otros algoritmos</u></p>

4.3.1. Características de la red propuesta

Dado que al revisar los documentos no se consideró fundamental la fecha de publicación de estos, se encontró un rango de 30 años en los cuales se han publicado modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro. Sin embargo, se puede observar en la Figura 2 que transcurrieron aproximadamente 10 años desde el primer documento del que se encontró registro con aplicación de no-linealidades en modelos de programación matemática para cadenas de suministro, hasta los siguientes tres que realizaron tal consideración en el año 2000. Así mismo, se puede observar que desde el año 2008 a la actualidad al menos 3 documentos por año ha incluido el comportamiento no-lineal en la planeación táctica de las cadenas de suministro.

Figura 2. Fecha de publicación de documentos relacionados con la investigación



De acuerdo con la Figura 3, se encuentra que, en el año 2016, fecha en la cual se publicó la mayor cantidad de documentos relacionados con cadenas de suministro tácticas que aplican no-linealidades, el nivel de planeación fue enfocado en un 67% para decisiones que incluían un nivel estratégico y el restante porcentaje a un nivel específicamente táctico. Encontrando que tal relación resulta ser similar a la evidenciada en la Figura 4, donde, en general de los documentos revisados, 60 corresponden a una planeación táctica y estratégica y 32 corresponden a un nivel de planeación únicamente táctico. Adicionalmente, se puede observar que tales relaciones son similares dado que la cantidad de documentos que incluye decisiones operacionales es bastante escasa, permitiendo afirmar que las planeaciones tácticas están más a menudo relacionadas o tenidas en cuenta en

conjunto con las estratégicas, pero no con las operacionales, siendo este un posible punto a estudiar en futuras investigaciones.

Figura 3. Fecha de publicación de documentos relacionados con la investigación de acuerdo a su nivel de planeación

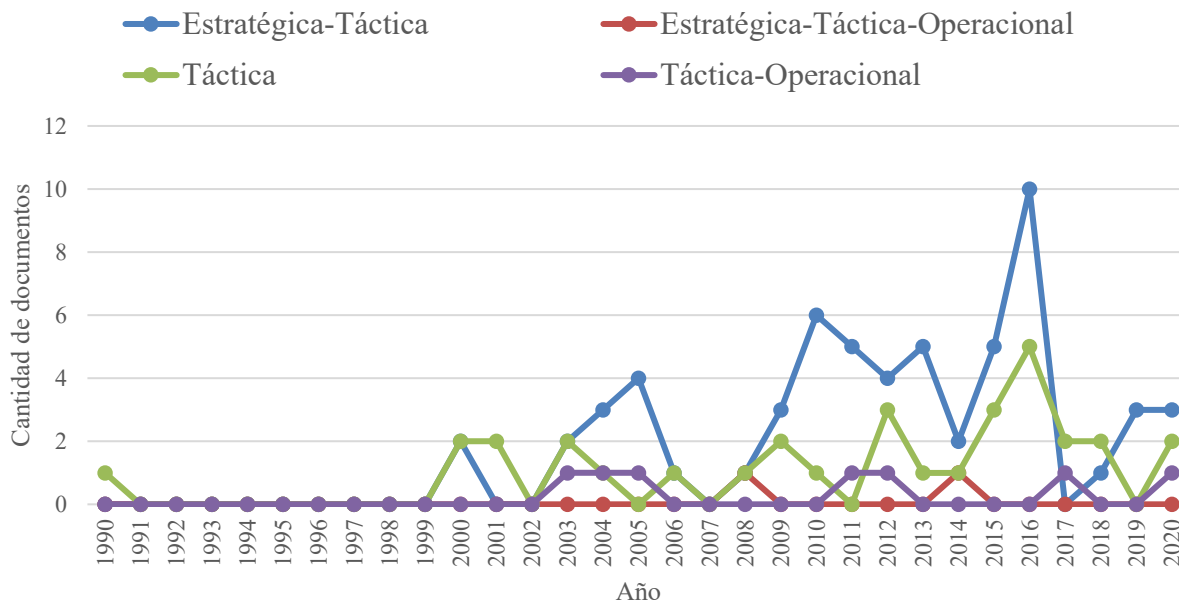
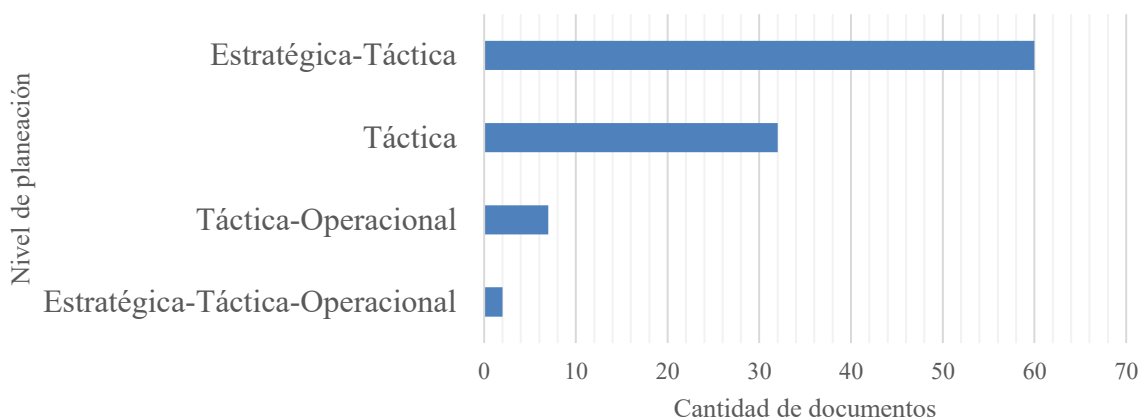


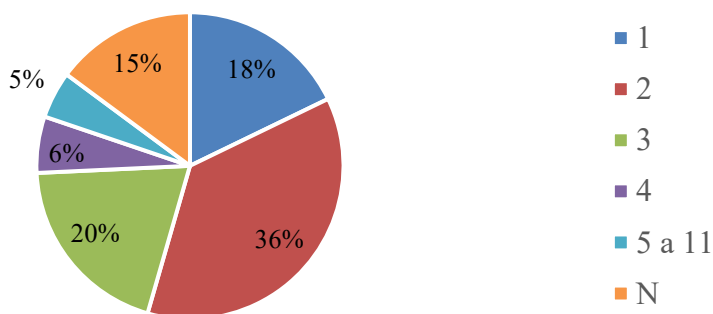
Figura 4. Nivel de planeación aplicado en las cadenas de suministro modeladas



Para la estructura general de las cadenas de suministro y su correspondiente modelamiento, hay que tener en cuenta aspectos fundamentales como la cantidad de escalones considerada, la cantidad de productos permisible y la cantidad de periodos para la que está realizada la formulación. Encontrando que aproximadamente el 85% de los documentos aplican una cantidad

de escalones limitada, siendo el alrededor del 89% de tal porcentaje aquellos que realizan la formulación de programación matemática para cadenas de suministro entre 1-3 escalones. Cabe aclarar que aquellos documentos en los cuales se considera únicamente un escalón, son aquellos donde la estructura de la cadena de suministro es la más sencilla y se compone comúnmente de: Proveedores (de materia prima o fábricas), centros de distribución (regionales, locales o bodegas de almacenamiento) y vendedores (almacenes de cadena o minoristas). De acuerdo con la Figura 5, dado que únicamente un 15% de documentos ha tenido en cuenta una cantidad parametrizable de escalones, se considera como un punto importante a tener en cuenta en el modelo de programación no-lineal a proponer para evitar una propuesta demasiado específica y aplicable a ciertas cadenas de suministro.

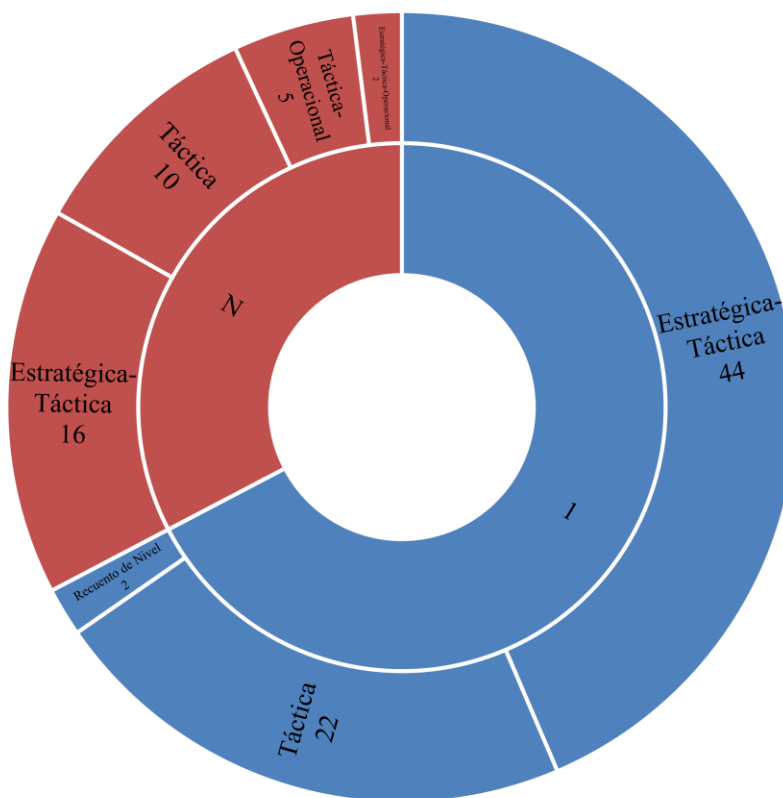
Figura 5. Cantidad de escalones de las cadenas de suministro modeladas



Por otro lado, para la cantidad de periodos aplicada en los modelos de programación matemática, únicamente se observa una parametrización de la cantidad de periodos del horizonte de planeación y un establecimiento de un solo periodo para representar el mismo, el cuál según la mayoría de documentos hacían referencia a un largo plazo sin determinar la medida de este. Como se puede observar en la Figura 6, 68 de los 101 documentos realizó un modelo de un solo periodo a largo plazo pero que incluía decisiones tácticas, sin embargo, alrededor del 65% de tal valor corresponde a decisiones estratégicas-tácticas. Esto permite reafirmar que no se puede asumir que las cadenas de suministro modeladas para un solo periodo, el cual como se mencionaba anteriormente está estrechamente relacionado con la asunción de un largo horizonte de planeación, son específicamente decisiones estratégicas ya que 22 de los 68 documentos que formularon un solo periodo lo hicieron para realizar una planeación táctica de la cadena de suministro. Por otro

lado, ya que 16 de los 33 documentos aplica decisiones estratégico-tácticas, se puede afirmar que estas no solo se realizan teniendo en cuenta un horizonte de planeación de manera global a largo plazo dado que hay decisiones estratégicas que pueden verse afectadas de acuerdo al comportamiento de la cadena en los múltiples periodos y las correspondientes decisiones tácticas. A partir de la Figura 6, se puede evidenciar que solo el 10% de los documentos ha tenido en cuenta decisiones exclusivamente tácticas y manejando múltiples periodos, siendo esta una característica relevante pero no requerida para las planeaciones tácticas dado que se observa una mayor frecuencia del manejo de tal planeación para modelos de un solo periodo. Por lo tanto, se considera interesante la adopción de múltiples periodos para el modelo de programación no-lineal propuesto.

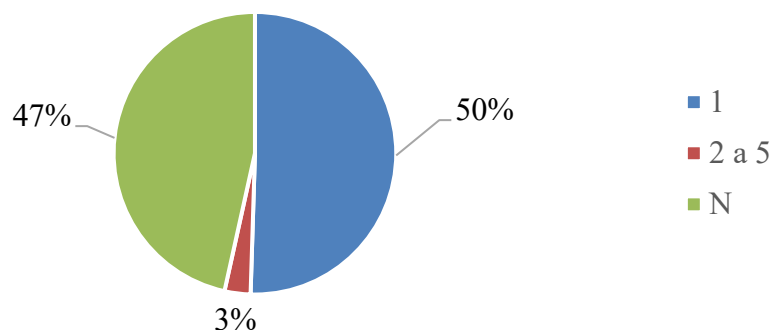
Figura 6. Cantidad de periodos del horizonte de planeación propuesto para las cadenas de suministro modeladas



Para la cantidad de productos se encontraron proporciones similares entre el manejo de uno solo de estos o la opción de parametrizar la cantidad a modelar, de acuerdo con la Figura 7. Cabe aclarar, que para la realización de tal análisis solo se tuvo en cuenta los productos terminados

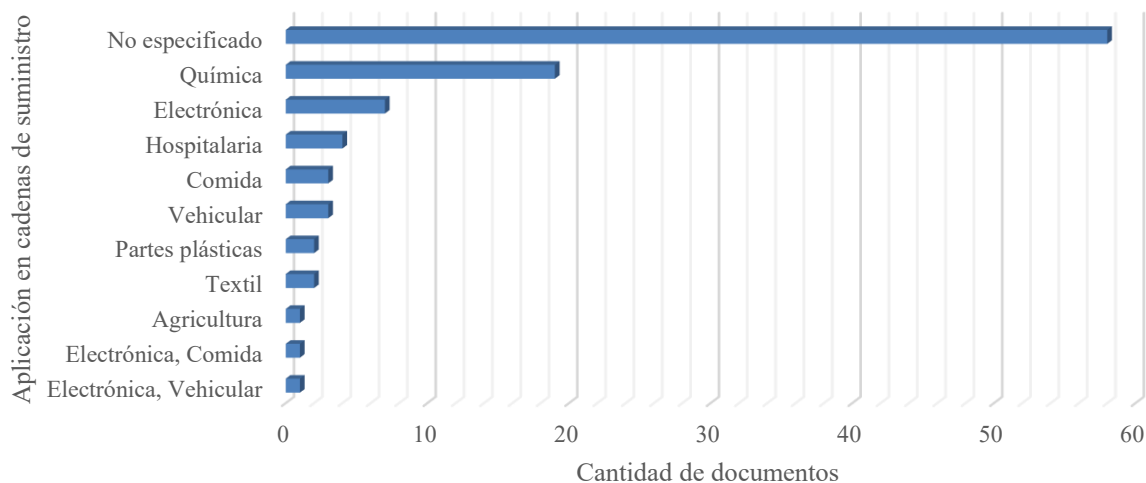
entregados a consumidores o clientes finales, pero no los productos de materia prima o intermedios que se fabricaran, produjeran o ensamblaran en el proceso de las cadenas productivas involucradas.

Figura 7. Cantidad de productos tenidos en cuenta para las cadenas de suministro modeladas



Se pudo contemplar que para la mayoría de autores era indiferente el tipo de cadena de suministro a la que iba dirigido el modelo propuesto e incluso dependía de la interpretación del autor la posible aplicación de su formulación al entorno al que se deseara destinar. Sin embargo, en la Figura 8 se puede observar que alrededor de un 40% de autores si especificaron la destinación de su modelo, el cual en mayor parte iba dirigido a cadenas de suministro de productos químicos, incluyendo dentro de este el refinamiento de petróleo, seguida por la industria electrónica, correspondiente a equipos electrónicos como computadores, celulares, entre otros dispositivos.

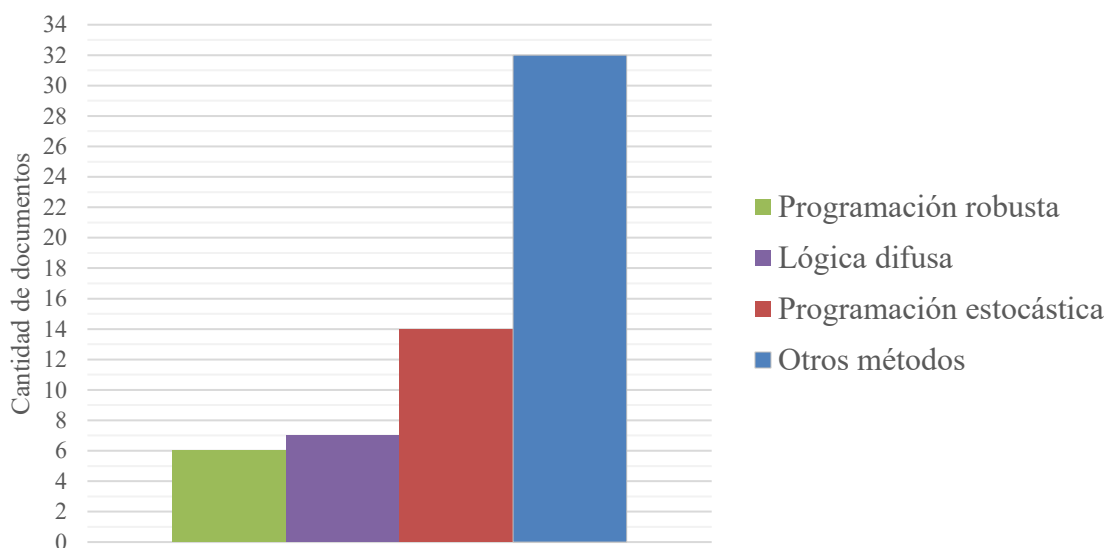
Figura 8. *Tipo de cadena de suministro a la que aplica el modelo propuesto de los documentos revisados*



4.3.2. Manejo de incertidumbre

En esta sección se analizará el manejo de la información incierta en los modelos propuestos de los documentos revisados. La incertidumbre puede venir en parámetros que muchas veces se asumen conocidos como la demanda, lead time, tiempos de operación, tiempos de entrega e indicadores ambientales, como el indicador LCA (Guillén-Gosálbez & Grossmann, 2009), razón por la cual tales modelos resultan ser imprecisos en ejemplos del mundo real (Darvishi et al., 2020). Sin embargo, dado el alcance la investigación y su correspondiente limitación a la incertidumbre de la demanda, se encontró que esta ha sido ampliamente considerada en los modelos de programación no-lineal para las cadenas de suministro de nivel táctico con un 47% de documentos.

Figura 9. *Técnicas aplicadas en los modelos para manejar la incertidumbre de las cadenas de suministro*



Teniendo en cuenta esto, se pueden analizar las técnicas utilizadas para el manejo de la incertidumbre en los modelos, las cuales principalmente han sido el uso de la programación estocástica, programación robusta y lógica difusa. De las herramientas y teorías utilizadas para manejar la incertidumbre, no todas asumieron la demanda como parámetro incierto, sin embargo, en la mayoría de veces que se aplicaron otros métodos, fueron utilizados para dar solución a la incertidumbre de tal parámetro. De acuerdo con lo mencionado por Darvishi et al. (2020), se pueden aplicar otros métodos a partir del conocimiento de las funciones de distribución de probabilidad de los parámetros, tal como se encuentra en la revisión de documentos presentada en la Figura 9. Allí, se puede evidenciar que en una gran parte de los modelos ha prevalecido el manejo de la incertidumbre a partir del conocimiento de los parámetros de la distribución de probabilidad para calcular los valores esperados de costos en las funciones objetivo, por ejemplo, el cálculo del costo del inventario de seguridad que depende del parámetro de la desviación de la demanda. Esto puede llevar a la conclusión, que en la mayoría de las formulaciones de programación no-lineal para cadenas de suministro no-lineales revisadas, se maneja la incertidumbre en la demanda a partir de los parámetros conocidos de la distribución de probabilidad de esta. Cabe tener en cuenta que en la Figura 9 las cantidades de documentos utilizadas para las técnicas de programación robusta, programación estocástica y lógica difusa

pueden ser inferiores dado que hay documentos que aplican una combinación de estas técnicas para la formulación de sus modelos, tal como el trabajo presentado por Darvishi et al. (2020).

4.3.3. Consideraciones adicionales

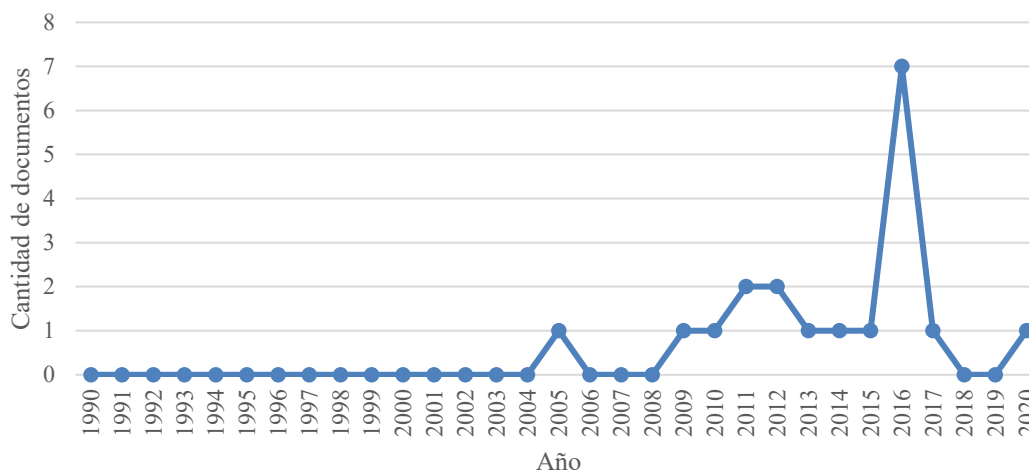
El siguiente análisis consiste en consideraciones adicionales que se han tenido en cuenta en las formulaciones o planteamientos de los modelos de programación matemática que sirven como soporte para la planeación táctica de las cadenas de suministro. Las características tenidas en cuenta son: cadenas de suministro con bucle cerrado, consideración de los aspectos ambientales dentro de estas, la aplicación de la teoría de juegos en la formulación y la aplicación de simulación continua o discreta para representar comportamientos de la cadena o para corroborar resultados de la solución.

Para el caso de los bucles cerrados en cadenas de suministro o “Closed Loop Supply Chains”, se incluyeron únicamente aquellas cadenas de suministro que poseían tanto logística de envío como logística inversa, dado que en algunos documentos se encontró que en ocasiones tenía una gran importancia dentro de las decisiones estratégicas y tácticas de las empresas la correcta planeación de la logística inversa, dejando de lado en ocasiones la planeación de la logística de envío. Dentro de la consideración de bucle cerrado se consideran aquellos casos donde los productos deben ser devueltos a puntos de recolección o en ciertas ocasiones los mismos centros de distribución para un posterior reprocesamiento o reciclaje. Esta consideración es relevante para entender las estructuras de las redes manejadas por los autores que han planteado no-linealidades en sus trabajos para modelar cadenas de suministro, encontrando que el 14% de estos lo ha hecho para aquellas que poseen un bucle cerrado.

Con respecto a temas ambientales, se encontró que el 19% de los documentos que formuló un problema de programación no-lineal para cadenas de suministro, lo hizo teniendo en cuenta algún aspecto ambiental que no solo incluyera beneficios económicos sino también consecuencias en impactos ambientales o monetarios causados por la operación, extracción o uso de recursos del medio ambiente en toda la cadena de suministro. Es de resaltar que apenas esta quinta parte de los documentos ha incluido tal tema fundamental para las problemáticas presentadas hoy en día, en alineamiento con la nueva ola de empresas que buscan continuar sus operaciones de la mano con

una política amigable con el medio ambiente. Tal política podría considerarse como reciente y se puede comprobar con el comportamiento de la cantidad de documentos que consideran aspectos ambientales en su formulación durante los últimos años en la Figura 10, encontrando que el año en el cual hubo más publicaciones la mitad de estas correspondió a documentos que incluía la consideración de aspectos medio ambientales en su formulación.

Figura 10. *Cantidad de documentos que consideran aspectos ambientales en la cadena de suministro modelada por año*



Por otro lado, se puede evidenciar que la aplicación de la teoría de juegos ha sido pocas veces incluida en los documentos revisados. Sin embargo, la utilización de la teoría de juegos resulta ser una muy buena opción para considerar la cooperación entre los integrantes de la red de suministro (Gjerdrum et al., 2001; Mahdiraji et al., 2015; Zhalechian et al., 2016). Estos autores, quienes aplican tal teoría, enfocan sus trabajos en determinar una planeación de la cadena de suministro de tal forma que todos los integrantes resulten beneficiados bien sea a partir de una maximización de ganancias o de una minimización de costos, siguiendo el equilibrio de Nash, utilizando sus principios como soporte para el método de solución (Zhalechian et al., 2016) o aproximación para determinar la función objetivo del modelo de programación no-lineal (Gjerdrum et al., 2001; Mahdiraji et al., 2015).

Al igual que con la teoría de juegos, el uso de simulación no puede considerarse como un aspecto en común de los modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro tácticas dada la poca frecuencia, con apenas un 6% de documentos. Los autores han implementado la

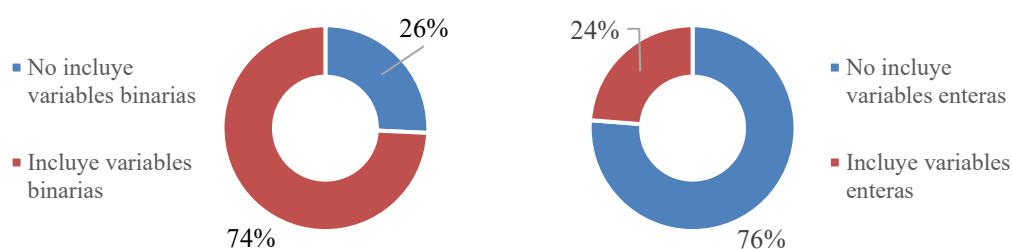
simulación en sus modelos para comprobar, verificar y comprobar los resultados obtenidos con su solución propuesta (Ettl et al., 2000; Fleischhacker et al., 2015; Guo & Li, 2014), para realizar un análisis de sensibilidad de las variables a partir de la modificación de los parámetros (Bagul & Mukherjee, 2016; Mahdiraji et al., 2015) y para entender comportamientos no-lineales en las cadenas de suministro (Jung et al., 2008).

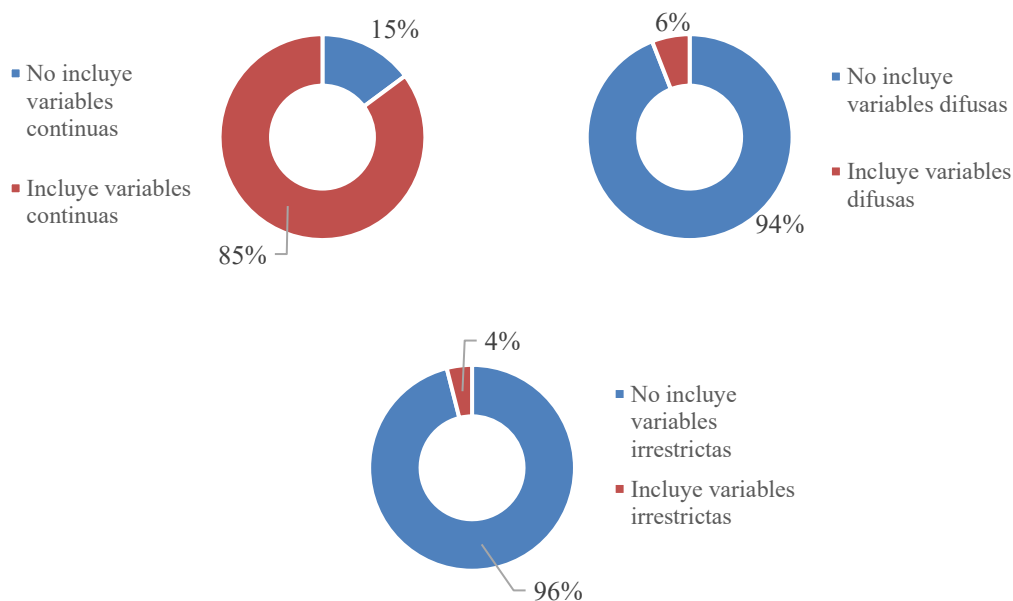
4.3.4. Programación Matemática

Con respecto a los modelos de programación matemática formulados, se procede a analizar el uso de variables, con el propósito de encontrar la relación entre este tipo de problemas y las respectivas decisiones a determinar, dependiendo de la naturaleza de estas: continuas, enteras, binarias, difusas e irrestrictas. Además, se analizan restricciones y funciones objetivo planteadas, obteniendo su propósito y característica diferenciando entre lineales y no-lineales. Además, para obtener más información sobre las funciones objetivo se analizarán los términos de aquellas que se hayan caracterizado como no-linealidades, encontrando el propósito de tal peculiaridad en la función objetivo.

4.3.4.1. Variables. Como se puede observar en la Figura 11, se realizó un mayor uso de variables continuas y binarias en los modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro que incluían decisiones tácticas en su formulación, con un 85% y 74% respectivamente. Además, se encuentra poca frecuencia de variables difusas e irrestrictas, con un 6% y 4% correspondientemente de la cantidad de documentos revisados.

Figura 11. Documentos que incluyen cada tipo de variable





Además, para el caso de las variables binarias se encontró que del 74% de documentos que usó estas, el 80% posee entre 1 y 2 tipos de variables binarias, siendo la mayoría de los casos y encontrando que son muy pocos los modelos que usan tres o más tipos de variables de decisión binarias, tal como se puede evidenciar en la Figura 12. Por otro lado, del 24% de documentos que utilizaron variables enteras en su formulación, la mitad de los casos utilizó únicamente un tipo de variable entera en todo el modelo, mientras que únicamente el 12% de estos usó tres o cuatro tipos de variables binarias, encontrando que el 88% de los documentos que utilizaron variables enteras lo hicieron determinando únicamente dos tipos de decisiones, como se observa en la Figura 13.

Figura 12. Cantidad de variables binarias usadas

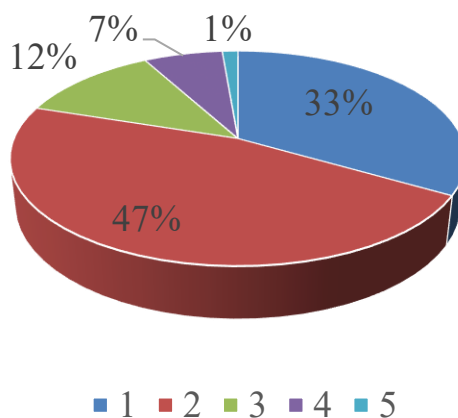
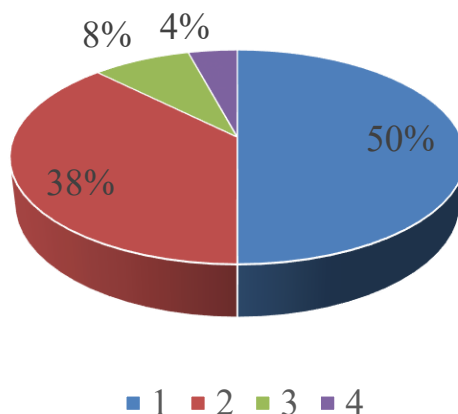
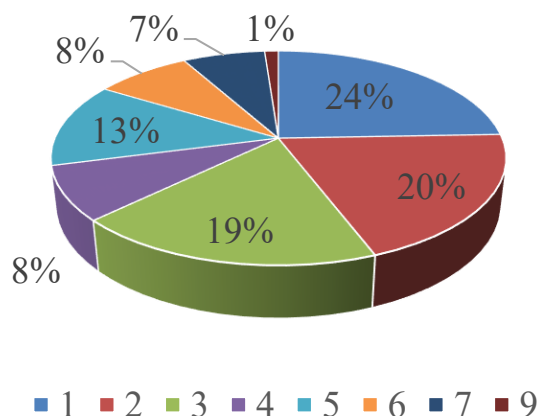


Figura 13. *Cantidad de variables enteras usadas*



Para las variables continuas, el tipo de variable más usado con un 85%, no es posible encontrar una tendencia con respecto a la cantidad de decisiones determinadas como si se encontró en los casos de las variables enteras y binarias. Sin embargo, si es posible inferir con respecto a la Figura 14, que alrededor del 63% de los autores que utilizaron variables continuas, realizaron su formulación para determinar únicamente entre una, dos o tres tipos de decisiones que poseen una naturaleza continua en las variables.

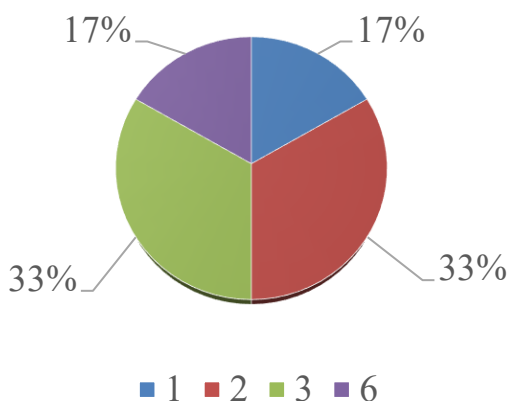
Figura 14. *Cantidad de variables continuas usadas*



Uno de los tipos de variables menos usados, fue el de las variables difusas donde apenas el 6% de los documentos usaron estas en su formulación. De tal porcentaje el 83% de autores pretende determinar tres o menos tipos de decisiones que posee incertidumbre y por ende la necesidad de la aplicación de tal naturaleza en las variables. Además, se encuentra una menor frecuencia en los casos en que se usaron la mayor cantidad de decisiones, en este caso seis, con un

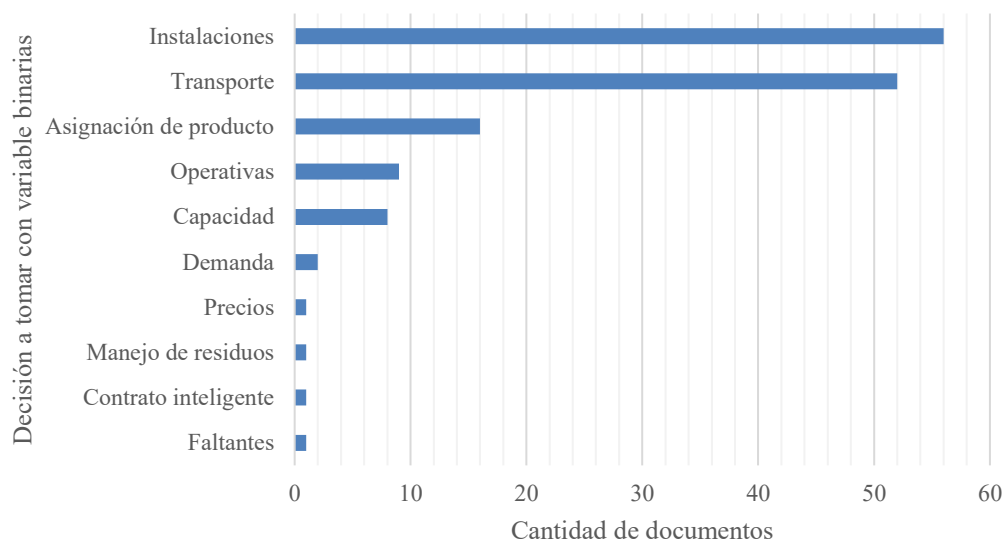
17%, obteniendo la misma frecuencia de uso para la menor cantidad de decisiones difusas a tomar, siendo únicamente una. Mientras que, para las variables irrestrictas el tipo de variable menos usada con un 4% se encontró que en los casos en los que se usaron, únicamente se pretendía determinar un tipo de tales decisiones.

Figura 15. *Cantidad de variables difusas usadas*



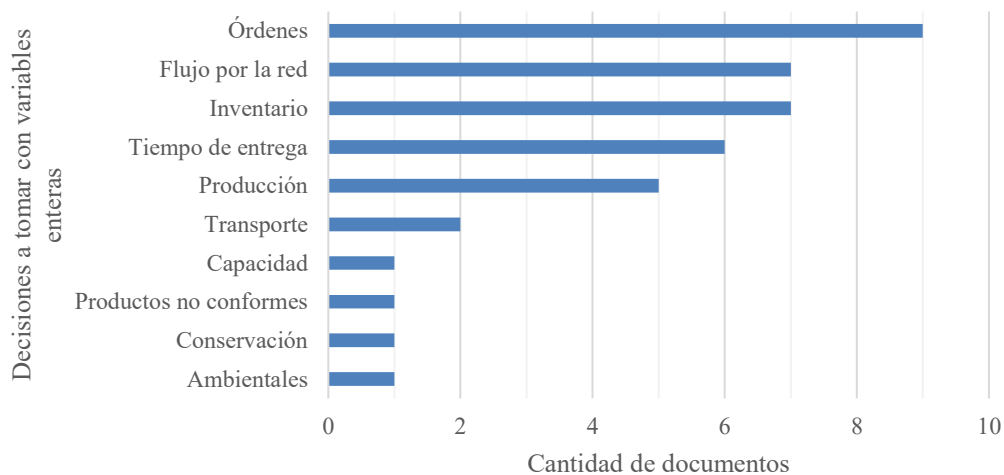
Ahora, para las variables binarias, enteras, continuas, difusas e irrestrictas se determinará cuál decisión tiene mayor frecuencia en los modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro que están propuestas para una planeación táctica, de acuerdo con la clasificación realizada en la Tabla 2 y las correspondientes características de tales decisiones explicadas en el Anexo I. Glosario. Para el caso de las variables binarias, de los 75 documentos que las usaron, se puede observar que la mayoría lo hizo con el propósito de determinar decisiones enfocadas a la ubicación y asignación de instalaciones o arcos, o la determinación de los modos de transporte, con un total de 56 documentos que tienen en cuenta instalaciones y 52 documentos en el caso de transporte. De igual manera, vemos que las decisiones como: Precios, Manejo de residuos, Contrato inteligente y Faltantes no son tomadas con tal relevancia como variables binarias, con tan solo 3 documentos por característica.

Figura 16. Cantidad de documentos que usan variables binarias por tipo de decisión



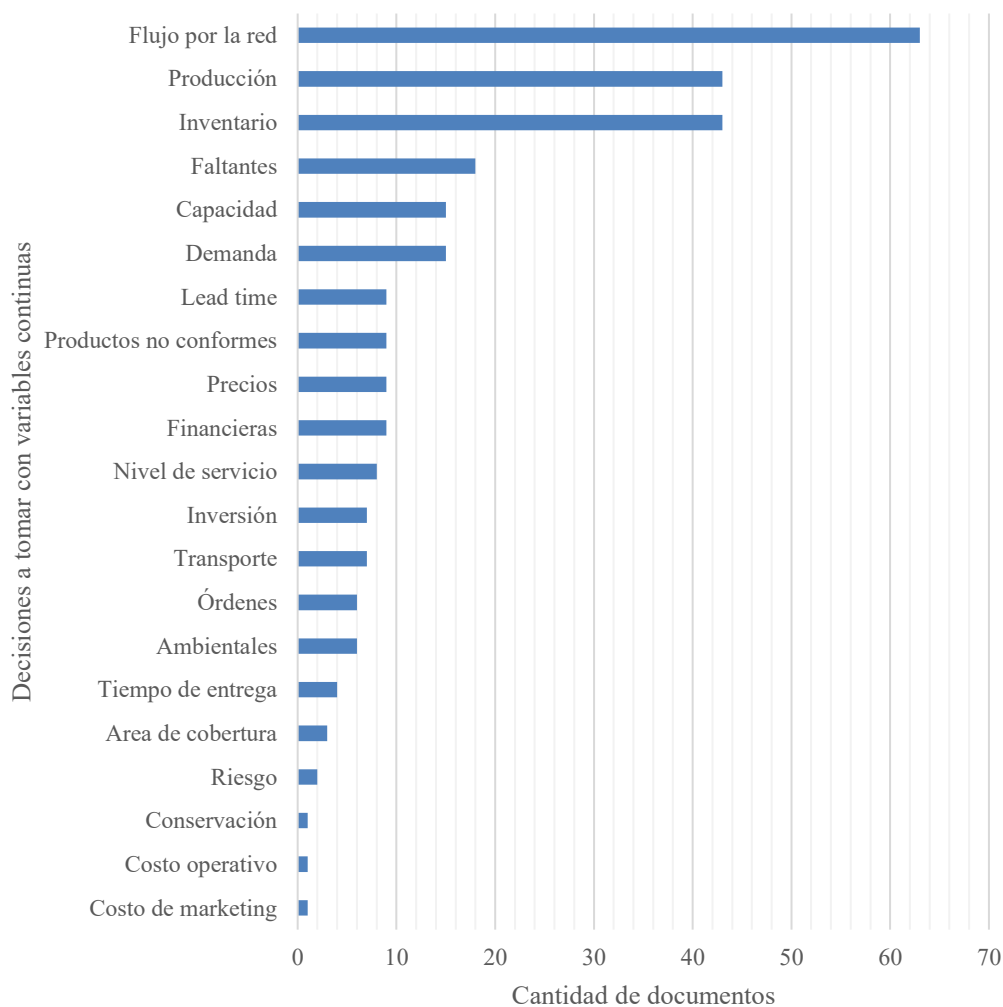
Ahora, se puede observar en la Figura 17 que las decisiones relacionadas con la frecuencia de los pedidos, la cantidad de ordenes realizadas o la cantidad de viajes requeridos para el transporte de productos son las variables enteras para la toma de decisiones con mayor presencia entre los documentos. Similar a estas decisiones, con una importancia relevante en aparición están aquellas relacionadas con el Flujo por la red, el Inventario y el Tiempo de Entrega, estas tres características con una presencia entre seis y siete documentos. Sin embargo, al comparar los resultados para las variables enteras con los de las variables binarias expuestos en la Figura 16, se puede observar que la decisión con mayor frecuencia para las variables enteras, corresponde apenas a un 16% de la decisión con mayor frecuencia para las variables binarias. Así mismo, es de destacar que para las variables binarias las decisiones relacionadas con la asignación y ubicación de instalaciones con una aparición en 56 documentos y de transporte con una frecuencia de 52 documentos, son bastante alejados de los resultados que ofrecen las variables enteras con tan solo nueve en pedidos y siete en el caso de Inventario o Flujo por la red.

Figura 17. Cantidad de documentos que usan variables enteras por tipo de decisión



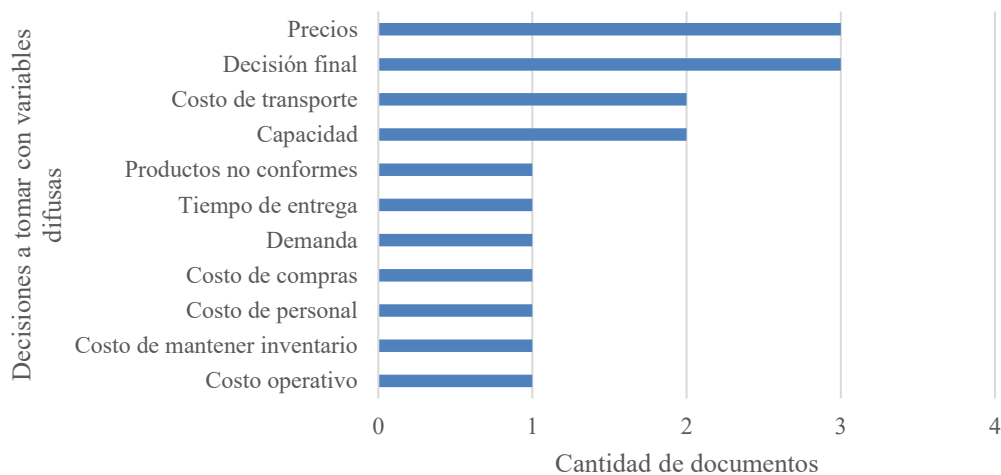
Para la Figura 18, teniendo en cuenta los 86 documentos que usaron variables continuas, se puede evidenciar que las decisiones relacionadas con el Flujo por la red, resultan ser aquellas con mayor presencia en los documentos con 63 y seguida por las decisiones de Producción e Inventarios con 43 documentos que las incluían en sus respectivos modelos. Por otro lado, las decisiones con menor presencia, se encuentran características singulares para las redes de los autores, las cuales podemos observar que consisten en la utilización de variables para representar la conservación de productos perecederos, la determinación de los costos operativos representada en una variable continua y la variable de decisión que determina el costo de marketing con tan solo 1 presencia entre los documentos.

Figura 18. Cantidad de documentos que usan variables continuas por tipo de decisión



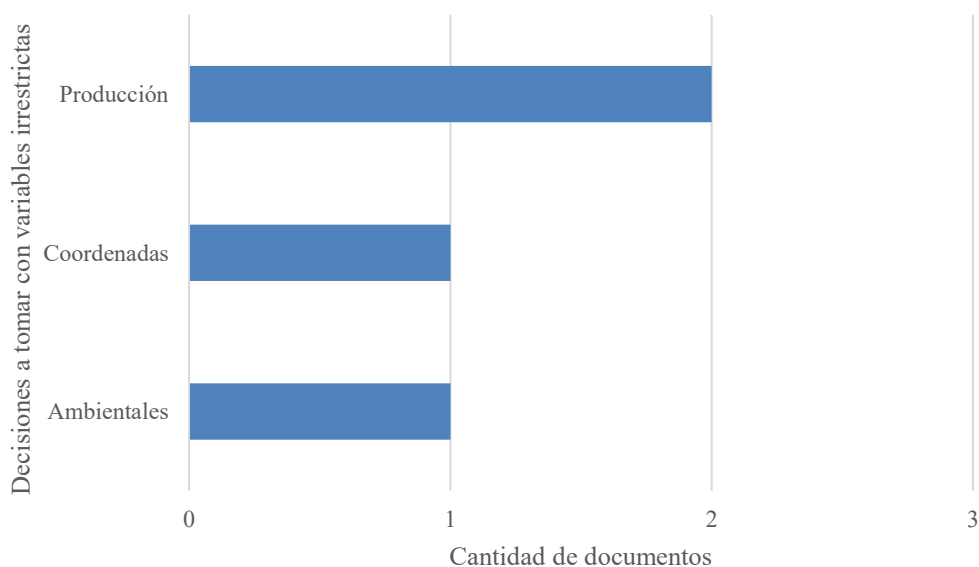
Teniendo en cuenta que las variables difusas fueron unas de las menos usadas para la toma de decisiones con tan solo 6 documentos que las aplicaron, se puede identificar que tres autores plantearon la incertidumbre en los precios de los productos a partir de tal característica, siendo esta una de las más frecuentes junto con las variables difusas que pretendían encontrar la decisión final de distintos objetivos difusos o la mejor forma de cumplirlos. Por otro lado, se puede observar en la Figura 19 que las decisiones difusas fueron enfocadas más que todo al cálculo de los costos, dado que el 45% de la clasificación de decisiones corresponden a tal tipología, dividiéndose entre costos operativos, de transporte, de compras, de personal y de inventario.

Figura 19. Cantidad de documentos que usan variables difusas por tipo de decisión



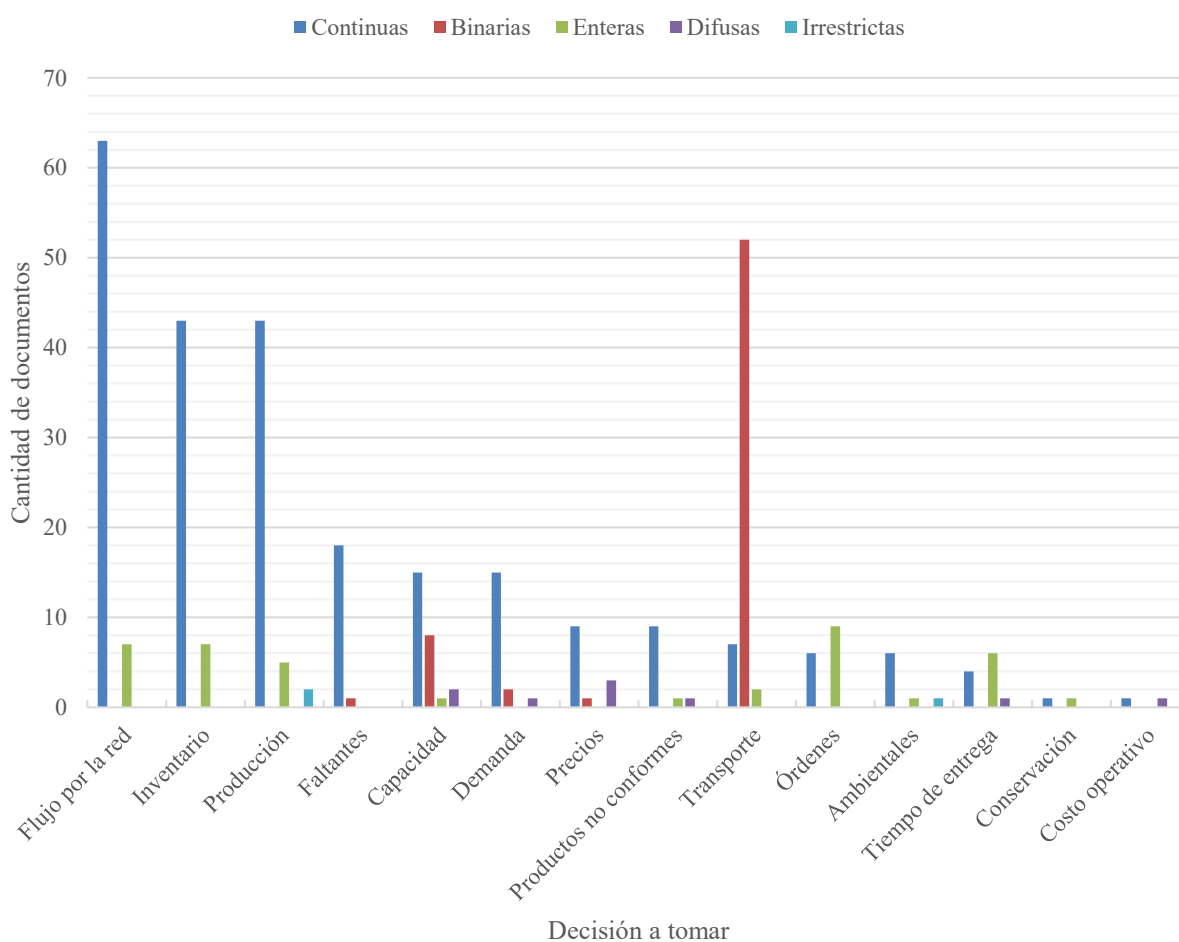
Finalmente, dado que las variables irrestrictas solo se incluyeron en cuatro documentos, se encontraron únicamente en tres tipos de decisiones específicas que podían obtener un resultado negativo como resultado, tales como las de producción, que con solo dos presencias y siendo las decisiones más frecuentes, se utilizan para el cálculo de ciertas propiedades químicas de los productos de la cadena de suministro. Y, por otro lado, las decisiones relacionadas con coordenadas e indicadores ambientales, poseen apenas una presencia en el total de los documentos revisados.

Figura 20. Cantidad de documentos que usan variables irrestrictas por tipo de decisión



4.3.4.2. Decisiones. Como se pudo observar en la anterior sección, específicamente de la Figura 16 a la Figura 20, ciertas de las decisiones a tomar lograban estar representadas en las variables binarias, enteras, continuas, e incluso en algunos casos en difusas e irrestrictas. Por lo tanto, a continuación, se pueden evidenciar algunas de las decisiones que se encuentran en común entre las naturalezas de las variables utilizadas por los autores para realizar una comparación y analizar la cantidad de documentos que usa cada tipo de variable.

Figura 21. Comparación de la cantidad de documentos que usan decisiones en común por tipo de variable



De acuerdo con la Figura 21, se puede afirmar que los modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro a nivel táctico son generalmente conformados a través de variables continuas para la mayoría de las decisiones, llevándose una gran ventaja sobre decisiones enteras, binarias, difusas y aquellas definidas a través de variables irrestrictas. Sin embargo, es de resaltar

que, en decisiones relacionadas con órdenes, son más comunes los problemas que buscan solución a determinar frecuencias de pedidos y cantidad de órdenes realizadas o viajes requeridos a través de variables enteras que la determinación de los tiempos de colocación entre órdenes con variables continuas. Al igual que las decisiones relacionadas con las órdenes dentro de la cadena de suministro, las concernientes con los tiempos de entrega se ha observado una mayor frecuencia la determinación de tiempos gastados para llevar productos de un nodo hasta otro o el cálculo de los llamados tiempos garantizados de entrega (Graves & Willems, 2000) con el uso de variables enteras en lugar de las variables continuas.

Cabe aclarar que en la Figura 21 no solo se puede evidenciar la dominancia de las variables continuas para la toma de decisiones, dado que en el caso de las decisiones relacionadas con el transporte se utilizan variables dicotómicas que en la mayoría de los casos pretenden asignar o ubicar nodos, entendiéndose estos como las instalaciones tanto de fábricas, centros de distribución, proveedores o vendedores, y también en la asignación o activación de arcos, entendiéndose estos como conexiones que transportan material o información entre dos nodos. De esta manera, es claro inferir que este tipo de decisiones binarias resultan ser más frecuentemente usadas sobre otras relacionadas con el transporte en las cadenas de suministro, tales como las variables enteras o continuas para determinar tamaños de flotas, o también estas últimas, pero con el propósito de encontrar las tasas de llegadas de las flotas. Adicional a esto, las variables binarias obtuvieron otro gran resultado para la toma de decisiones de capacidades, en donde a pesar de ser menos usadas sobre variables continuas que determinaban las capacidades de los nodos y arcos, cierta cantidad de autores consideraron que la posibilidad de determinar la ampliación o reducción de la capacidad a través de variables binarias, superando el uso de variables enteras y difusas para hallar la capacidad de las flotas y para representar la incertidumbre en la capacidad de los nodos respectivamente.

Otro aspecto a analizar se encuentra en las decisiones que se han contemplado únicamente bajo dos tipos de variables, como es el caso del flujo por la red, donde las variables binarias, difusas e irrestrictas no han sido utilizadas para encontrar tal componente de la planeación. Para estas decisiones podría tenerse en cuenta la posibilidad de determinar flujos predeterminados por la red y asignarlos a través de variables binarias, o también, partiendo de un sistema complejo afectado altamente por la interacción entre distintos agentes donde asumir los flujos por la red se ve afectado

por la alta incertidumbre, podrían determinarse tales cantidades a través de variables difusas. Sin embargo, existen decisiones que difícilmente pueden ser realizadas con otro tipo de variables como los documentos revisados lo han realizado, tales como las que definen el inventario y el déficit en los nodos por medio de variables continuas y enteras. Mientras que, para otro tipo de decisiones, se puede observar un alto potencial en determinar los resultados a través de otros tipos de variables, dado que pocos documentos han intentado establecer temas de conservación de productos y costos operativos con variables binarias, enteras difusas e irrestrictas para problemas de programación no-lineal para la planeación táctica de las cadenas de suministro.

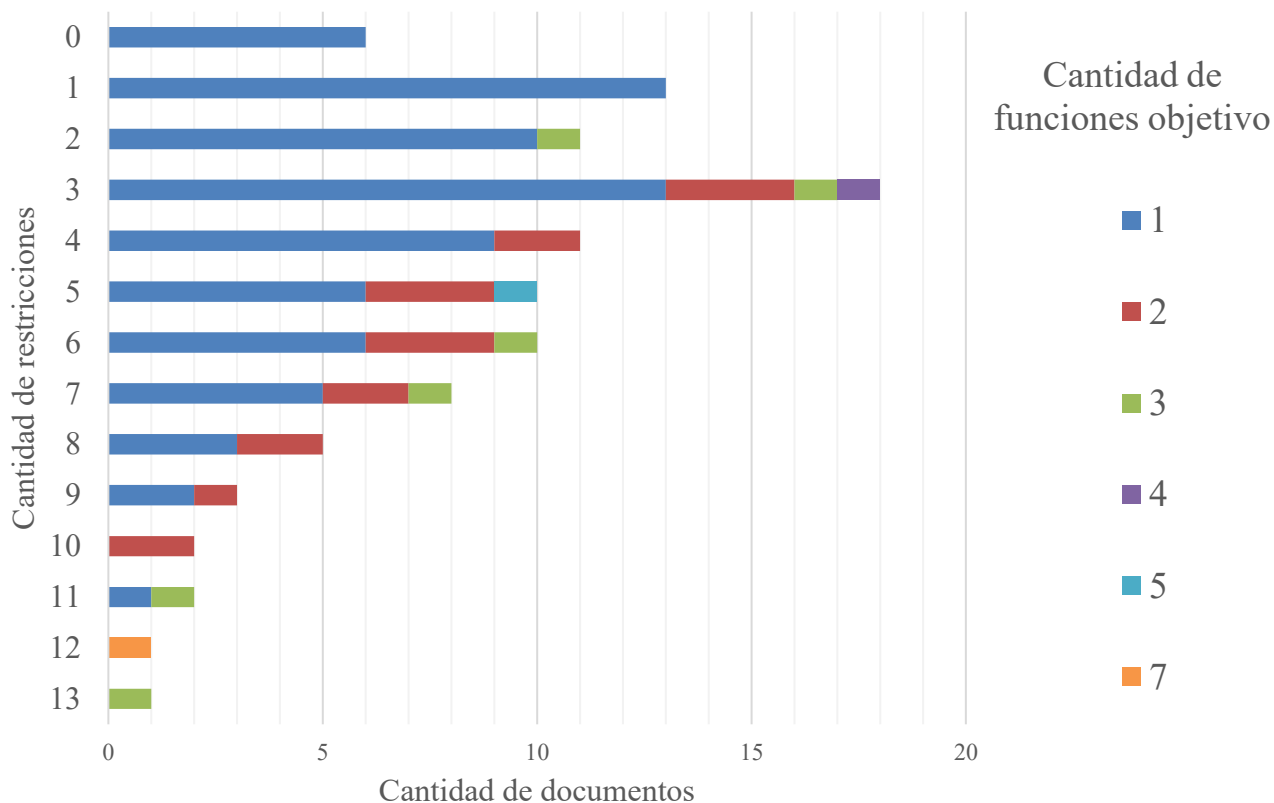
Por otro lado, en la Figura 21 se puede observar que, para otras decisiones, se ha intentado determinar los resultados a través de múltiples naturalezas de las variables, como el caso de aquellas intrínsecas a la producción, la capacidad, la demanda, los precios, los productos no conformes, ambientales y los tiempos de entrega. Para el caso de la determinación de la capacidad, ha sido la decisión que se ha contemplado con más tipos de variables, solo dejando abierta la oportunidad de modelarlo a través de variables irrestrictas, por ejemplo, para los casos donde los participantes de la red deseen encontrar el valor en que se amplía (componente positivo) o reduce su capacidad (componente negativo) en ciertos periodos. Para las otras decisiones que poseen múltiples usos de variables, se encuentra en general la superioridad de las variables continuas para resolver tales problemas, sin embargo, para cada tipo de decisión se han propuesto interesantes métodos de determinarlos. Por ejemplo, para las variables de producción se ha usado por medio de variables irrestrictas la determinación de propiedades de ciertas sustancias químicas y su afectación en la producción de las fábricas. Para el caso de la demanda y los precios, se ha manejado la incertidumbre de la demanda mínima satisfecha y la determinación de los precios de transferencia de la red, a partir de variables difusas correspondientemente. Y así mismo, con estas variables se ha logrado manejar y modelar la incertidumbre en otras decisiones tales como los productos no conformes y los tiempos de entrega. Mientras que, para las decisiones ambientales se han usado variables irrestrictas con el propósito de determinar ciertos indicadores que miden el impacto ambiental de la producción de la cadena de suministro modelada, teniendo en cuenta las no-linealidades encontradas en su planeación táctica.

En las decisiones que se han resuelto con múltiples naturalezas de las variables, se encuentra que para el caso de la tipología de las continuas existe una mayor frecuencia en las

decisiones del flujo por la red. Para las variables enteras, se encuentra una mayor frecuencia en las decisiones que precisan la frecuencia de los pedidos, la cantidad de ordenes realizadas y/o de viajes requeridos. Las variables binarias, tienen un claro predominio en decisiones de transporte como se mencionó previamente, contrario a los casos de las variables difusas e irrestrictas, las cuales han tenido una usabilidad reducida para la modelación de la planeación táctica de cadenas de suministro a través de programación no-lineal, pero las cuales tienen poseen su más alto pico en decisiones relacionadas con los precios y la producción, respectivamente.

4.3.4.3. Restricciones. A partir de la Figura 21 a la Figura 25, se hará el análisis de la frecuencia de la cantidad de restricciones de los modelos de programación lineales y no-lineales por cada documento estudiado, además la relación que existe entre ellas, como se muestra en la figura 29.

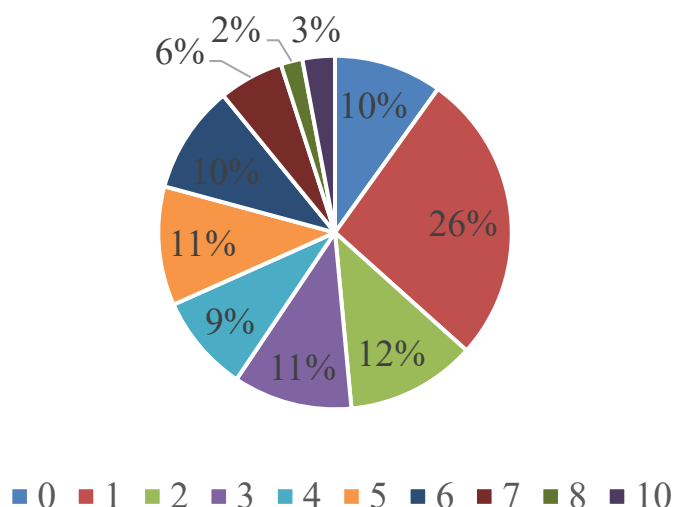
Figura 22. Cantidad de funciones objetivo por cantidad de restricciones



Dentro de los documentos analizados, se hallaron diferentes resultados relevantes para la investigación: para los casos en los que únicamente se usó una función objetivo, se desarrolló desde un problema irrestricto hasta uno con un máximo 11 restricciones que fueron planteadas dentro de los estudios de cada autor (excepto 10 restricciones, que se han trabajado con 2 funciones objetivo). Por otro lado, se descubrió una tendencia en los modelos que usan 3 restricciones, teniendo en cuenta que para estos casos se han utilizado entre 1, 2, 3 o 4 funciones objetivo, siendo 1 el 72% del total de modelos usando 3 restricciones, 2 el 17% y, 3 y 4 el 12% en partes iguales. A su vez se encontró que, para los dos casos en los que se utilizaron una mayor cantidad de restricciones se pretendían satisfacer múltiples objetivos, siendo el modelo propuesto por Chen et

al. (2003), aquel de 12 restricciones que pretendía satisfacer siete objetivos: maximizar las utilidades y el inventario de seguridad promedio independientemente para plantas, centros de distribución y vendedores, y maximizar el nivel de servicio de los nodos vendedores. Además, se puede observar que, para cualquier cantidad de restricciones, los modelos de una sola función objetivo poseen una frecuencia de al menos del 50%, mientras que los modelos de dos funciones objetivo a pesar de ser los siguientes más frecuentes, se han utilizado como máximo en 3 ocasiones por cada cantidad de restricciones utilizadas. Cabe aclarar que los modelos de dos funciones objetivo fueron frecuentes desde los casos en los que se utilizaron tres tipos de restricciones, con una frecuencia del 17%, encontrando una tendencia en la mejora de tal frecuencia conforme se restringía en mayor medida el modelo hasta llegar al punto de las 10 restricciones, donde el 100% de los modelos usaron dos funciones objetivo.

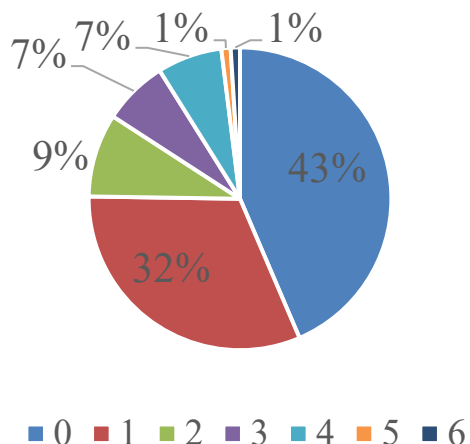
Figura 23. Cantidad de restricciones lineales



En la Figura 23, se puede evidenciar la cantidad de restricciones lineales utilizadas en los modelos de programación no-lineal de cadenas de suministro multiescalón a un nivel táctico, de los cuales el 10% no utilizan ninguna restricción lineal, el 26% utiliza una, siendo la cantidad de restricciones lineales más utilizadas por los autores y, por último, el restante 64% corresponde a los modelos que utilizan dos o más. Se puede observar una similitud en la frecuencia de la cantidad de restricciones utilizadas para los casos de 0, 2, 3, 4, 5 y 6 restricciones, perteneciendo cada uno de estos a una décima parte de los documentos revisados aproximadamente. Mientras que, se

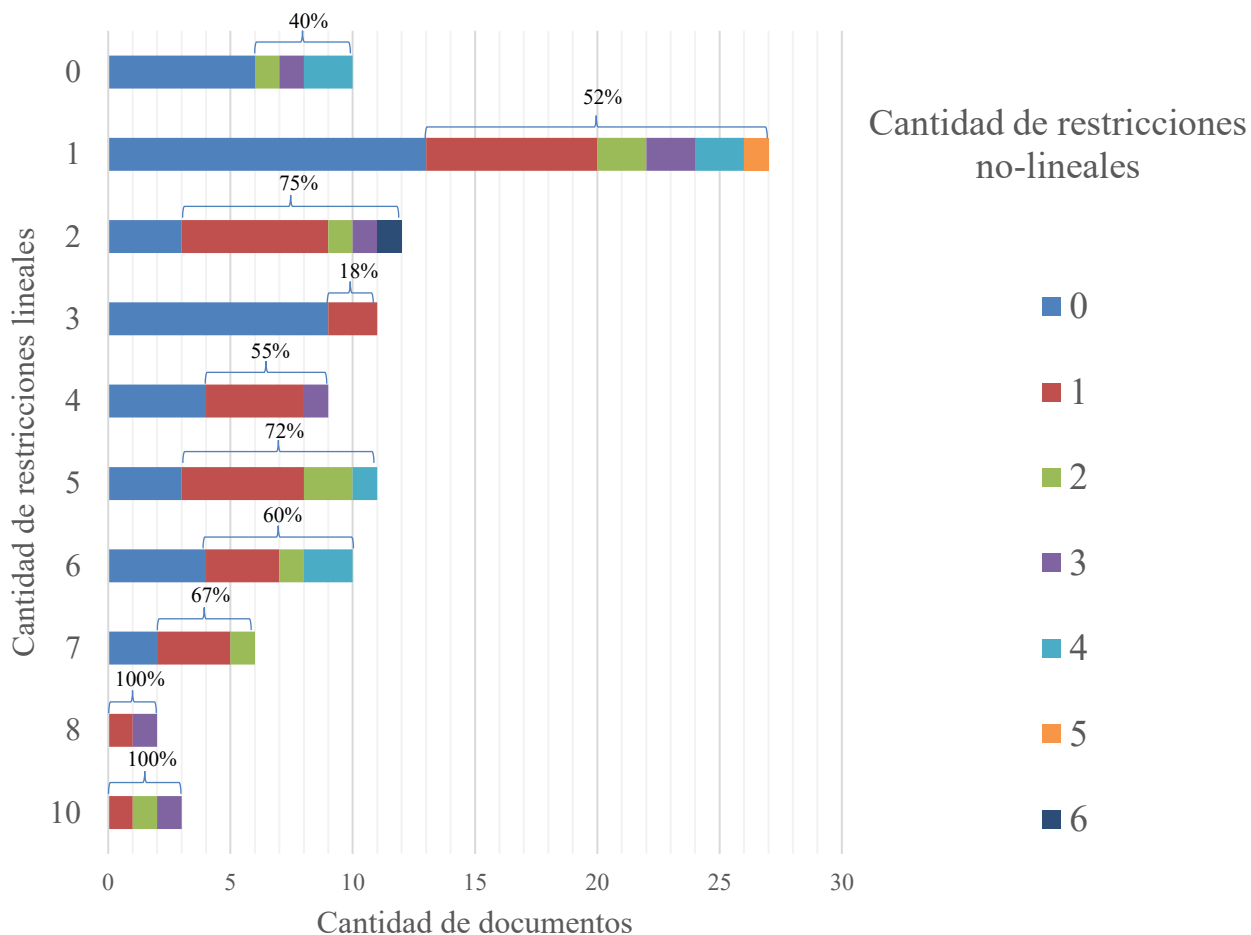
encuentra el descenso en la frecuencia de documentos cuando la cantidad de restricciones lineales usadas son de siete, ocho o diez.

Figura 24. Cantidad de restricciones no-lineales



Para la cantidad de restricciones de los modelos de programación no-lineal revisados se logra encontrar una relación inversamente proporcional con respecto a la cantidad de restricciones no-lineales incluidas y la cantidad de modelos que planteaban tales ecuaciones. La anterior afirmación se encuentra respaldada en la Figura 24, donde se evidencia que la cantidad de documentos que incluían restricciones no-lineales disminuía a medida que aumentaban la cantidad de restricciones no-lineales, permitiendo afirmar que el 75% de documentos correspondían a documentos que incluían apenas una restricción no-lineal o no incluían tales tipos de igualdades o desigualdades en sus modelos. De acuerdo a esto, se puede afirmar que el origen o participación de las no-linealidades de los modelos de programación vienen en un 57% de las restricciones, donde se puede encontrar una poca frecuencia en el uso de múltiples restricciones no-lineales, ya que apenas el 25% de los documentos usó entre dos y seis de estas, la máxima cantidad identificada en los modelos revisados.

Figura 25. Cantidad de restricciones no-lineales por cantidad de restricciones lineales



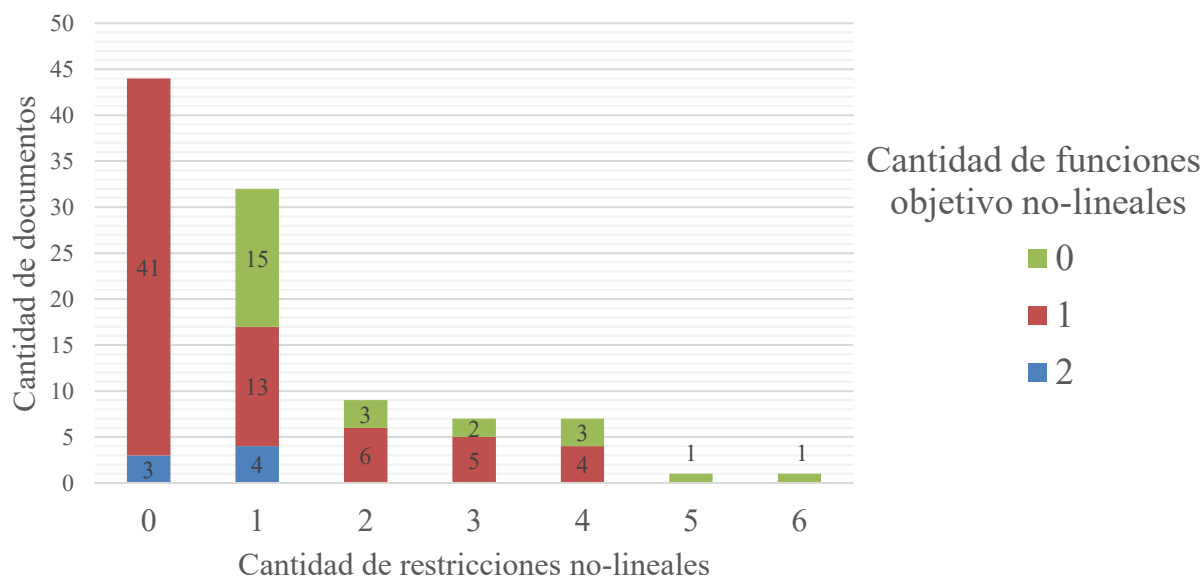
En la Figura 25 se puede observar la relación existente en los documentos con respecto a la cantidad de restricciones lineales como no-lineales utilizadas en sus modelos y los casos correspondientes donde no se utilizaron restricciones no-lineales independientemente de la cantidad de restricciones lineales existentes. Allí, se logra encontrar que ningún modelo está formulado con una sola restricción no-lineal, dado que, para cualquier número de restricciones mayor o igual a uno, se va a encontrar como mínimo un documento que incluye una restricción no-lineal. Por otra parte, se puede encontrar que el 40% de aquellos modelos que no poseen restricciones lineales, están compuestos completamente por restricciones no-lineales: dos, tres o cuatro de estas como máximo. Además, es fácilmente evidenciable que los modelos en los que solo se posee una restricción lineal, es donde se puede identificar una mayor variedad en la cantidad de restricciones no-lineales, encontrándose desde cero hasta cinco, siendo solo seis la

cantidad de restricciones no-lineales no observadas cuando se encuentra una única restricción lineal.

Dado que las restricciones no-lineales son una parte fundamental en la definición de la complejidad de un modelo de programación no-lineal, es poco común encontrar modelos que posean varias restricciones de este tipo, siendo únicamente el caso de dos restricciones lineales del modelo de Nagurney & Masoumi (2012), que usó seis restricciones no-lineales para representar su problema programación matemática de planeación táctica para cadenas de suministro. Además, se puede evidenciar que aquellos modelos con una gran cantidad de restricciones lineales (ocho y diez) poseen como mínimo una restricción con una relación no-lineal.

Adicional a lo anterior, se pudo contemplar un amplio porcentaje de uso de restricciones no-lineales para aquellos modelos que usaban al menos una restricción lineal, hallando que más de la mitad de los modelos incluían restricciones no-lineales, presentándose únicamente el caso de especial de tres restricciones lineales, donde solo un 18% usó solo una restricción no-lineal.

Figura 26. Cantidad de funciones objetivo no-lineales por cantidad de restricciones no-lineales

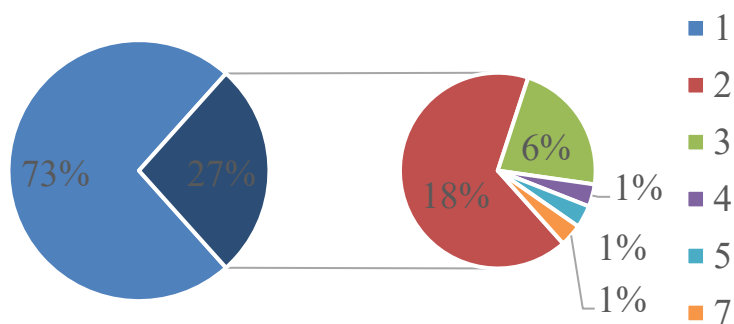


Para poder encontrar la fuente de la no-linealidad de los modelos de cadenas de suministro, se puede revisar la Figura 26, en donde se puede observar que en la mayoría de los casos la no-linealidad se encontraba en modelos con una o dos funciones objetivo no-lineales y con restricciones lineales o irrestrictos, correspondiendo al 44% de los modelos. Seguido de tal modelo

frecuente visto entre los documentos revisados, se encuentra que el 15% de los modelos no poseen ninguna función objetivo no-lineal y una restricción en la cual fue necesario incluir la no-linealidad que representara mejor el comportamiento de la cadena de suministro. A partir de la Figura 26, se puede afirmar que en los modelos revisados no es muy frecuente usar no-linealidades tanto en restricciones como en funciones objetivo, encontrando que a medida que aumentan la cantidad de restricciones de los modelos se reducen los documentos que además incluyen no-linealidades en la función objetivo, llegando a los casos en los que existen cinco y seis restricciones no-lineales, pero estos contienen únicamente funciones objetivo lineales. La afirmación anterior también se ve respaldada al evidenciarse únicamente en los modelos sin restricciones no-lineales o con una restricción no-lineal, la inclusión de dos funciones objetivo no-lineales, demostrando que no resulta ser frecuente la inclusión de no-linealidades tanto en restricciones como funciones objetivo.

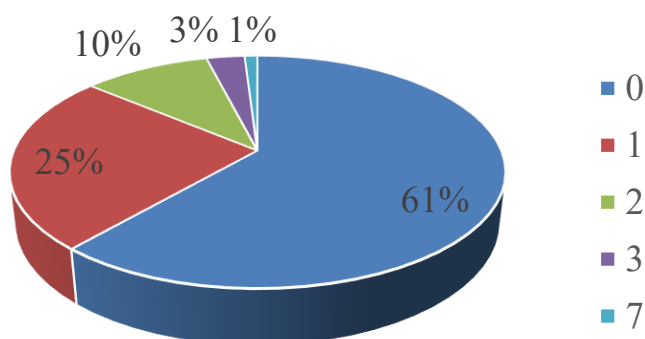
4.3.4.4. Funciones objetivo. Seguido del análisis del uso de las variables, las decisiones a tomar y de la frecuencia de las no-linealidades de las restricciones y sus respectivas relaciones examinadas, dentro de la documentación revisada es de alta importancia encontrar los resultados de las funciones objetivo y su correspondiente frecuencia de acuerdo a sus características dentro de los modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro a un nivel táctico. En la siguiente sección se encuentra el análisis de acuerdo a cantidad de autores que usaron cierta cantidad de funciones objetivo, si aquellas fueron lineales o no-lineales, las relaciones correspondientes entre tales funciones, la cantidad de términos no-lineales incluidos dentro de estas y las respectivas concomitancias con la cantidad de funciones objetivo.

Figura 27. Cantidad de funciones objetivo por modelo



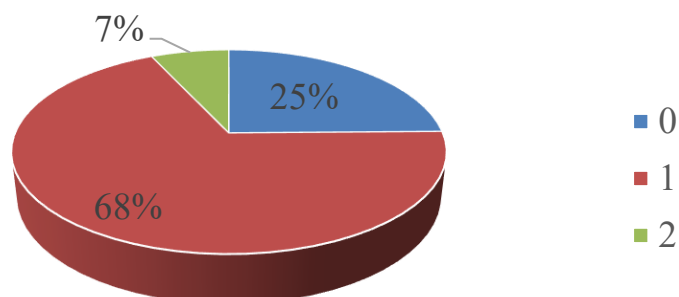
Como se puede observar en la Figura 27, existe una dominancia de los modelos que poseen una única función objetivo, correspondiendo al 73%, mientras que el restante 23% contiene de dos a siete funciones objetivo, teniendo en cuenta que tales cantidades puede corresponder a problemas que pretenden optimizar por medio de técnicas como la “Frontera de Pareto” la mejor solución satisfaciendo en cierta medida sus funciones objetivo como los modelos de Pishvae et al. (2010) o Zhalechian et al. (2016). Mientras que otros autores utilizaron el concepto de la lógica difusa para poder optimizar simultáneamente las funciones objetivo propuestas independientemente de las unidades de cada una, tal como el modelo de Chen et al. (2003) que posee siete funciones, u otros propuestos con tres funciones (Chen & Lee, 2004a, 2004b). Sin embargo, como se puede observar en la Figura 27, la frecuencia de modelos con tales cantidades de funciones objetivo no es muy alta, reflejando que el 91% de los modelos poseen entre una y dos funciones objetivo.

Figura 28. Cantidad de funciones objetivo lineales por modelo



Con la Figura 28, donde se reflejan la cantidad de funciones objetivo lineales utilizadas por los modelos, se puede afirmar que aquel porcentaje de la Figura 27 que pertenecía a los autores que utilizaron siete funciones objetivo, es el mismo de los que usaron siete funciones objetivo lineales, encontrando que la no-linealidad de tal problema multi-objetivo se ubica en las restricciones. Adicional a esto, se encuentra una poca relevancia con respecto al uso de funciones objetivo lineales, dado que aproximadamente el 86% de los documentos no las tuvieron en cuenta (61%) o aplicaron apenas una de estas en sus modelos (25%).

Figura 29. Cantidad de funciones objetivo no-lineales por modelo

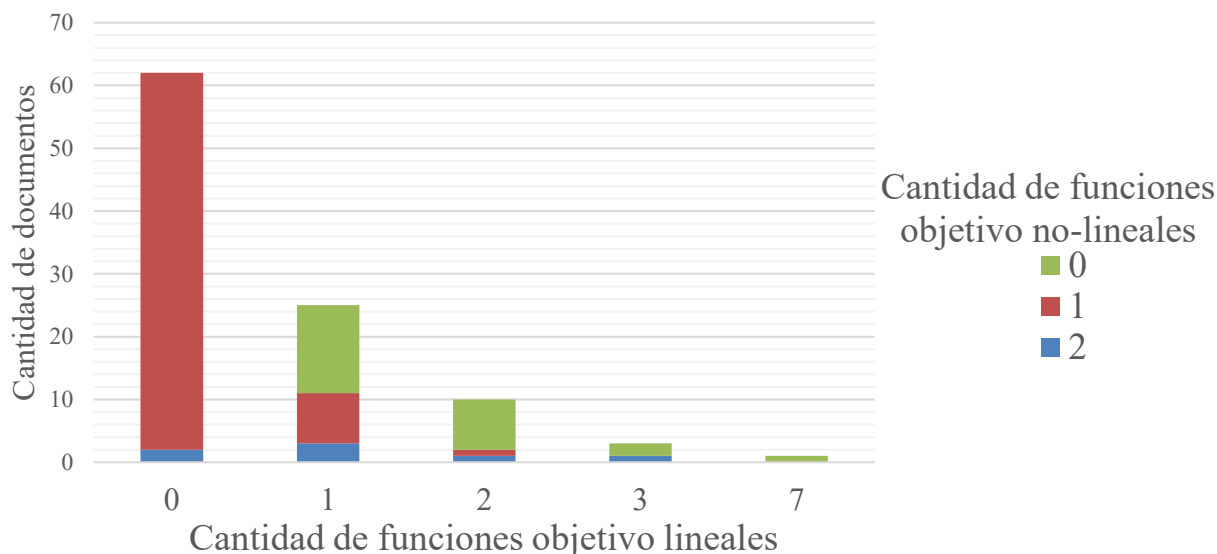


La cantidad de modelos que ha incluido una única función objetivo no-lineal en sus modelos de programación matemática, como se puede ver en la Figura 29, corresponde al caso más frecuente con un 68% del total de documentos revisados, seguido de los modelos que no incluyeron ninguna función objetivo no-lineal con un 25%, el mismo porcentaje de modelos que incluyeron una única función objetivo lineal (Ver Figura 28). Sin embargo, al revisar si existía una relación directa con respecto a tal coincidencia de porcentajes se encontró que la mitad de los

modelos que aplicó una única función objetivo lineal y que asimismo no utilizó ninguna función objetivo no-lineal, atañe únicamente al 14% del total de modelos. Por otro lado, se observa que existe una poca frecuencia en el uso de dos funciones objetivo no-lineales, evidenciando lo poco que se ha trabajado tales tipos de modelamientos para cadenas de suministro por su alto grado de complejidad.

Adicional a lo anterior y teniendo en cuenta la Figura 27, Figura 28 y Figura 29 se puede evidenciar que los modelos que incluyen cuatro y cinco funciones objetivo, son aquellos que realizan una combinación de funciones lineales y no-lineales, concerniendo al apenas 2% del total de modelos revisados. Sin embargo, la combinación de funciones lineales y no-lineales puede dar también como resultado un total de dos a cuatro funciones objetivo de cada modelo, de acuerdo a esto, en la Figura 30 se explicará los resultados de tales combinaciones de funciones objetivo.

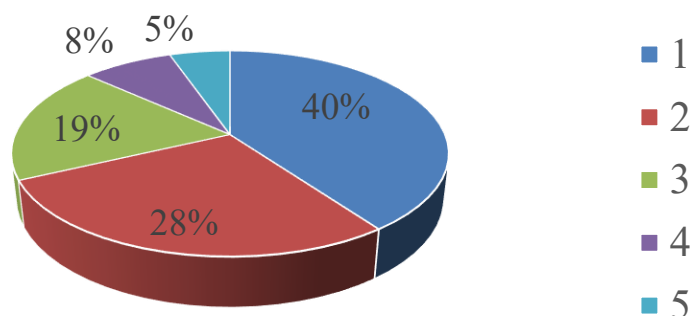
Figura 30. Cantidad de funciones objetivo no-lineales por cantidad de funciones objetivo lineales



Como se explicó previamente, un gran porcentaje de modelos incluyó una única función objetivo no-lineal. Sin embargo, se puede evidenciar que aproximadamente el 60% del total de modelos no tuvo en cuenta funciones objetivo lineales adicionales, siendo el caso más frecuente dentro de los documentos revisados. Adicional a lo anterior, se puede observar en la Figura 30, que al igual que los modelos de cuatro y cinco funciones objetivo, el caso de dos funciones lineales y una sola función no-lineal corresponde a el 1% del total de modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro. Pero, por otro lado, el siguiente modelo más frecuente con un 14%

corresponde a aquellos previamente explicados en los que se utilizó una sola función objetivo lineal y ninguna no-lineal, completando así el 73% analizado en la Figura 27, que respecta a los modelos con una sola función objetivo. Y, finalmente el último 18% corresponde en mayor parte a los modelos que utilizaron una función objetivo lineal y una no-lineal, con la misma frecuencia de los modelos que usaron dos funciones objetivo lineales y ninguna no-lineal, con un 8% respectivamente.

Figura 31. Cantidad de términos no-lineales en las funciones objetivo por modelo

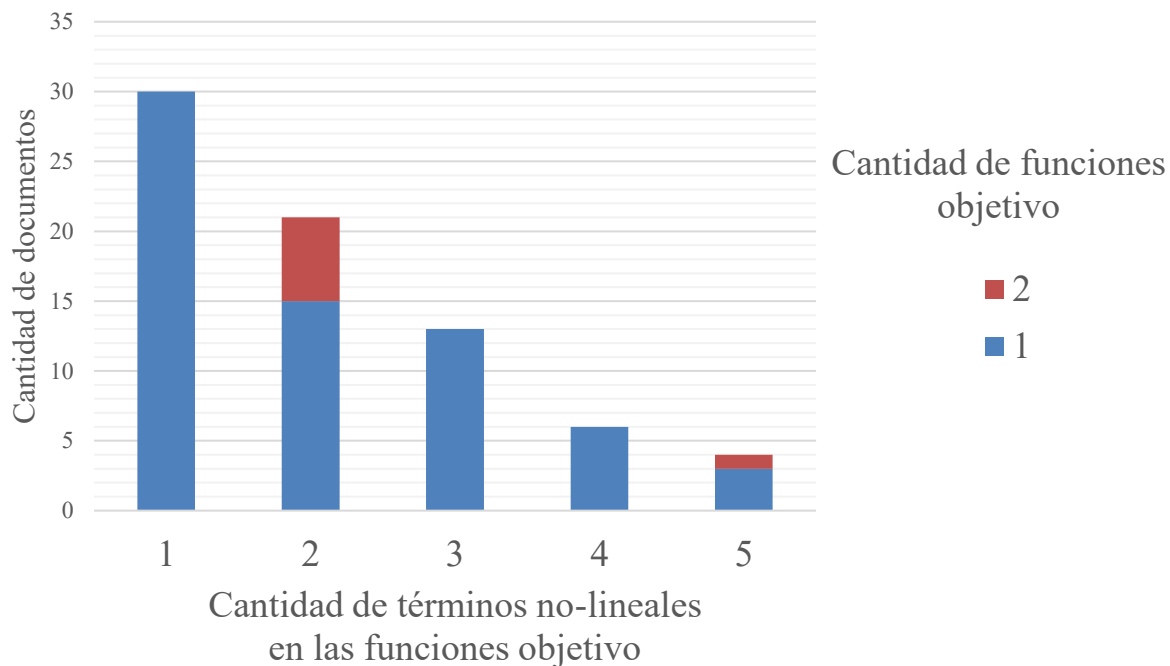


Ahora, cabe aclarar que anteriormente se identificó como función objetivo no-lineal como aquella que incluía uno o más términos no-lineales en la ecuación que la definía. Sin embargo, algunos modelos resultan tener funciones objetivo no-lineales más complejas al tener una mayor cantidad de términos con tales características. Es por esto, que resulta importante identificar la cantidad de términos de este tipo que se encontraron en el 75% de modelos con no-linealidades en su(s) función(es) objetivo, siendo algunos de estos: la determinación del equilibrio de la capacidad utilizada y el cálculo de los costos de procesamiento, de transporte y de inventario (para más información de los términos no-lineales que se identificaron en los modelos véase el Anexo I. Glosario).

En la Figura 31, es evidenciable unos resultados repartidos entre la cantidad de términos no-lineales incluidos en las funciones objetivo, no obstante, encontrando una superioridad para los modelos que solo incluyeron un término no-lineal en alguna función objetivo, seguido de los problemas que tenían en cuenta dos comportamientos no-lineales, independientemente de la cantidad de funciones a optimizar. Del mismo modo, se puede observar que como máximo han sido cinco la cantidad de términos no-lineales en las funciones objetivo, pero dejando inconclusa la cantidad de funciones objetivo que poseen tal cantidad de términos. Por esta razón, resulta

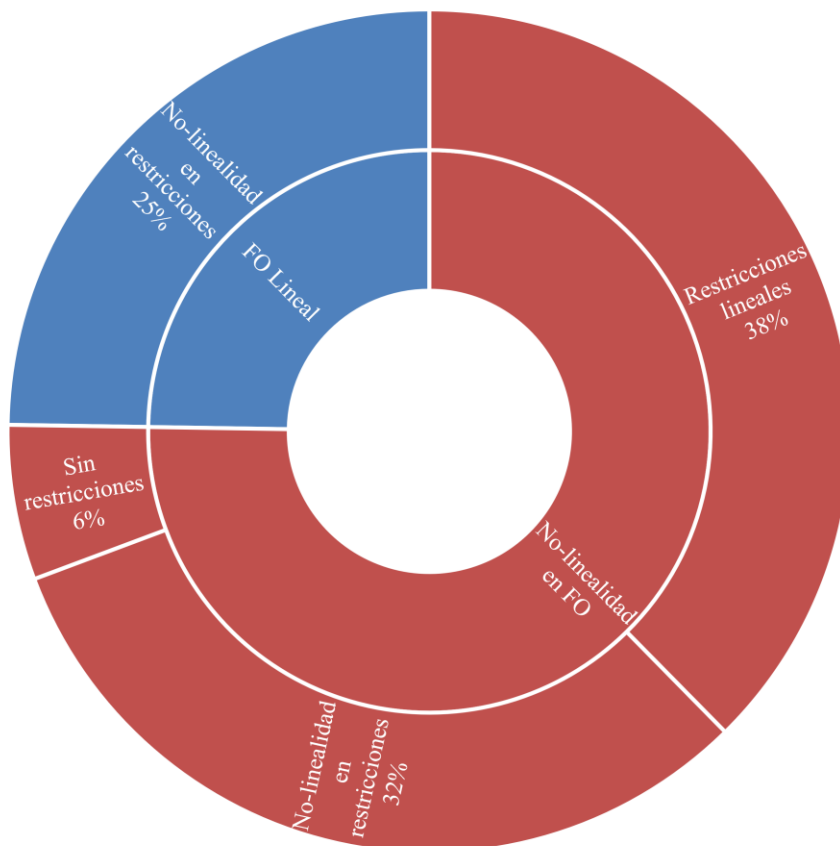
importante pasar a analizar la Figura 32, que detalla explícitamente la relación entre la cantidad de términos no-lineales y las correspondientes funciones objetivo que las contienen.

Figura 32. Cantidad de funciones objetivo por cantidad de términos no-lineales en las funciones objetivo



Los autores que han propuesto modelos de programación no-lineal para representar la planeación táctica de las cadenas de suministro, han utilizado múltiples términos no-lineales en sus funciones objetivo, sin embargo, como se puede observar en la Figura 32, en la mayoría de documentos se utilizaron múltiples términos no-lineales dentro de una misma función objetivo. Encontrando que el único caso en el cual se encuentra una presencia apreciable en la aplicación de dos funciones objetivo no-lineales, corresponde cuando se aplicaron dos términos no-lineales, permitiendo afirmar que en casi todos los casos en los que se utilizaron dos funciones objetivo no-lineales, estaban comprendidas únicamente por un término no-lineal cada una, dado que solo uno de los modelos que usaron dos funciones objetivos no-lineales si utilizaron hasta cinco términos de este tipo distribuidos entre tales ecuaciones.

Figura 33. Ubicación de las no-linealidades en los modelos



Finalmente, con la Figura 33, es posible evidenciar la causa de la no-linealidad de los modelos de programación matemática para la planeación táctica de las cadenas de suministro. De acuerdo a esto, y teniendo en cuenta las anteriores Figuras analizadas, el 25% de los modelos son no-lineales a causa de una o múltiples restricciones no-lineales dado que poseen una función objetivo lineal. Mientras que, el restante 75% que posee no-linealidades en la(s) función(es) objetivo, puede incluir no-linealidades también en las restricciones, pero únicamente el 44% del total de modelos son no-lineales únicamente a causa de la función objetivo, no obstante, estos corresponden aproximadamente al doble de los casos en los cuales la no-linealidad era causada en las restricciones. Por otro lado, se encuentra que el 32% de los autores plantearon modelos complejos en los cuales existían no-linealidades tanto en las restricciones como en la(s) función(es) objetivo.

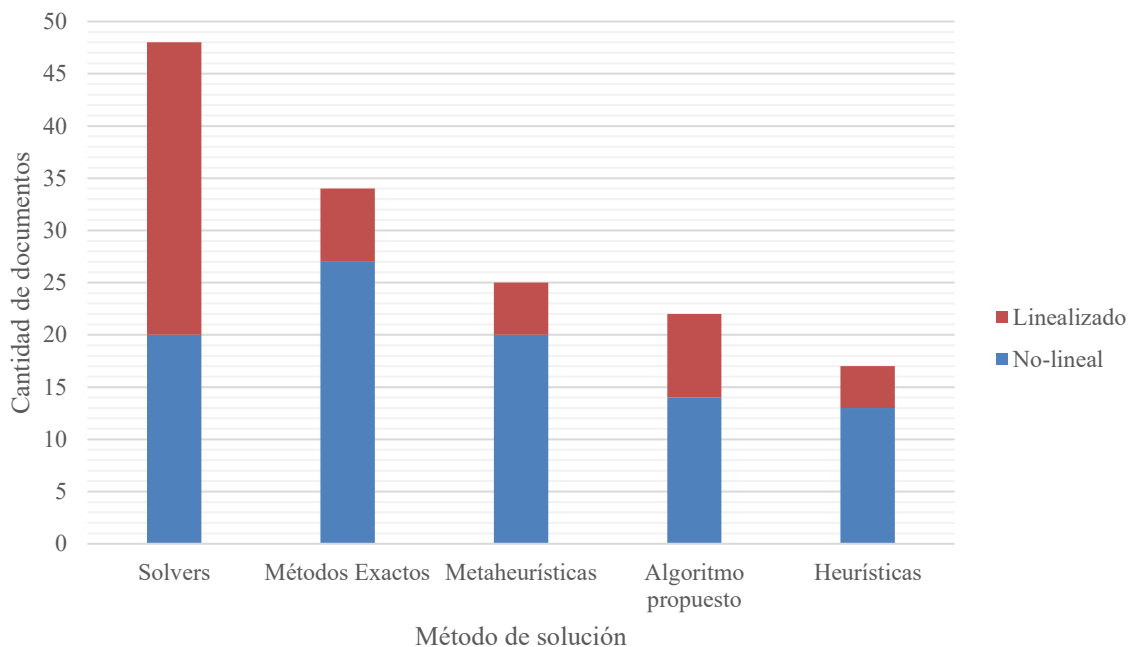
Adicional al análisis realizado anteriormente relacionado con las cantidades de restricciones y funciones objetivo lineales y no-lineales, en las próximas secciones, además de

explicar el modelo propuesto de acuerdo con la revisión del estado del arte, se identificarán las frecuencias de cada una de estas partes de los modelos de acuerdo con lo detallado en la Tabla 2. En donde se evidenciarán, por parte de las restricciones, algunas comúnmente utilizadas por los autores, como son: de capacidad, demanda e inventario, y por parte de las funciones objetivo: la minimización de costos y maximización de utilidades.

4.3.5. *Métodos de Solución*

A continuación, se podrán observar los resultados obtenidos con respecto a los métodos de solución utilizados por los autores para resolver los modelos propuestos, en donde se podrá apreciar las técnicas más utilizadas junto con la porción de autores que linealizó previamente sus modelos para su solución y adicionalmente, se examinarán la cantidad de métodos utilizados por modelo. En la Figura 34, es posible identificar la clasificación global realizada, en donde se pueden distinguir cinco grandes categorías: Solvers comerciales, Métodos Exactos (optimización), Metaheurísticas, Heurísticas y otros Algoritmos propuestos. Dentro de los documentos revisados que utilizaron Solvers como método de solución, se encontró que la mayoría de los autores manejaron aquellos disponibles en el ambiente de modelamiento de GAMS, mientras que otros pocos utilizaron softwares como LINGO y LINDO. Cabe aclarar que muchos de los Solvers comerciales utilizados para problemas de programación no-lineal y programación no-lineal entera mixta en GAMS, los cuales se detallarán a continuación, pueden converger a un óptimo global siempre y cuando los subproblemas no-lineales que se generen sean convexos (Kaplan et al., 2011).

Por otro lado, en la Figura 34, se puede evidenciar que una gran parte de los modelos que fueron resueltos con Solvers comerciales fueron linealizados previamente a su solución, dando lugar a modelos que fácilmente pueden ser resueltos a partir de Solvers de programación lineal y programación lineal entera mixta, como CPLEX, el cual usa métodos de Branch-And-Cut que pueden resolver eficientemente modelos de este tipo (Gong & You, 2014). Sin embargo, se observa que la proporción que linealiza sus modelos resulta ser bastante reducida cuando los métodos de solución utilizados son heurísticas o metaheurísticas, los cuales según la Figura 34, se pueden afirmar que pretenden conservar su complejidad causada por las no-linealidades y poder alcanzar un óptimo a partir de las técnicas usadas. No obstante, se puede observar que los métodos exactos han sido la técnica más utilizada por los autores para resolver los problemas de programación no-lineal manteniendo las no-linealidades correspondientes, superando los solvers comerciales y las metaheurísticas, los cuales ocupan el segundo y tercer lugar respectivamente.

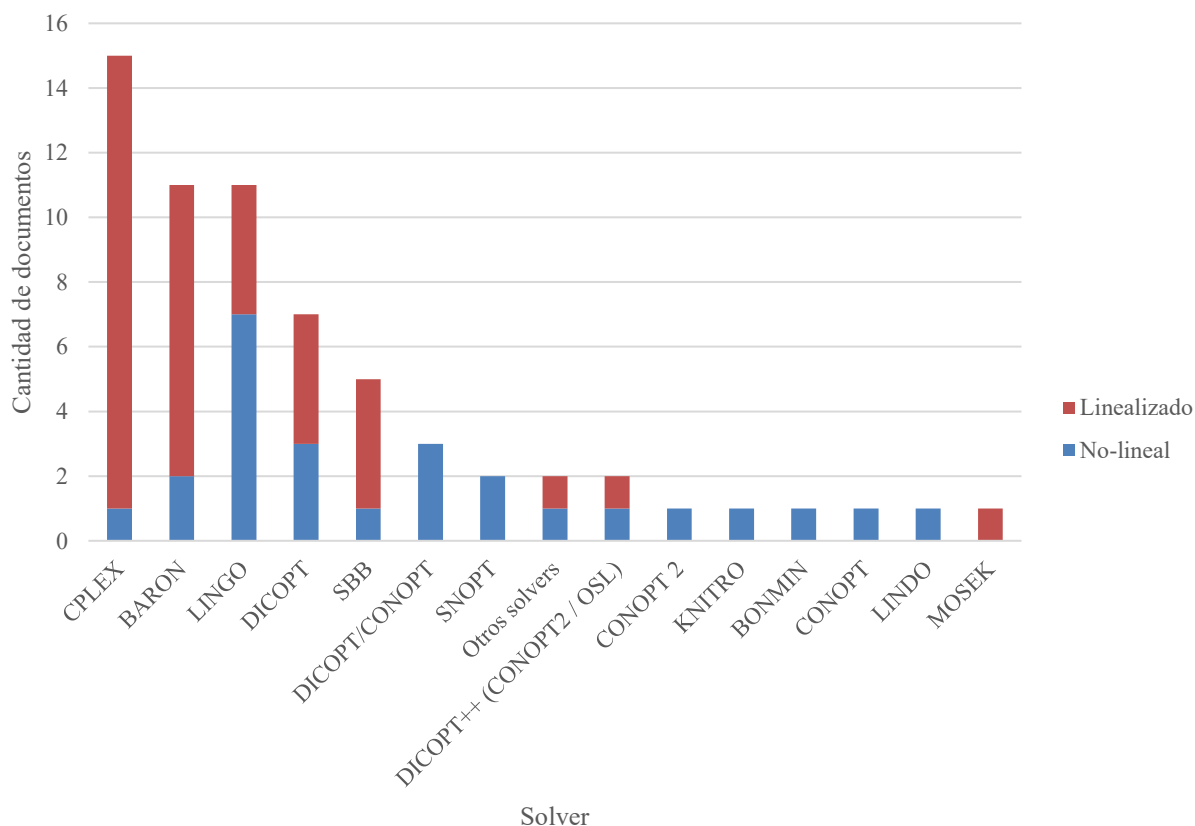
Figura 34. *Métodos de solución utilizados*

Como se mencionó anteriormente, la razón por la cual se encontró que una gran cantidad de modelos resolvieron sus modelos a partir de solvers comerciales reside en la linealización de estos, confirmándose con la Figura 35, la cual permite identificar los solvers CPLEX y LINGO como los más utilizados, caracterizándose por ser solvers que permiten la solución de problemas de LP y MILP. Sin embargo, se puede observar que existe un documento el cual utilizó CPLEX, un solver de optimización lineal (Diabat & Richard, 2009), pero no fue linealizado previamente el modelo. Los autores Guo & Li (2014), cuyo modelo fue caracterizado de tal forma, realizaron un modelo de programación no-lineal entera mixta a gran escala, el cual para reducir su complejidad y para obtener una mejor solución de una manera más eficiente re dividió en dos submodelos: Uno lineal resuelto con el solver CPLEX y otro no-lineal resuelto con el solver KNITRO en GAMS. Mientras que, el software LINGO fue utilizado para resolver modelos no-lineales en distintas ocasiones dado que el solver permite la solución de problemas de este tipo, siendo el solver más utilizado para resolver modelos de cadenas de suministro a nivel táctico con no-linealidades.

Además, se puede observar que la mayoría de los solvers de NLP y MINLP poseen una gran proporción de modelos que fueron linealizados, sin embargo, los modelos fueron resueltos

con dichos solvers previo a su linealización. Por ejemplo, BARON, es un solver que puede resolver problemas de programación lineal, pero que en mayor medida es utilizado para resolver problemas MINLP, el cual utiliza una estrategia de Branch-And-Bound para árboles y subespacios que garantiza soluciones globales para problemas no convexos (Kaplan et al., 2011). Tal método de solución, posee un gran porcentaje de modelos que fueron linealizados, pero como se mencionó anteriormente, algunos autores resolvieron el modelo no-lineal con dicho solver y posteriormente linealizaron el modelo, lo resolvieron con una técnica para problemas de LP, MIP o MILP y compararon los resultados con la obtenida por medio del solver BARON (Gong & You, 2014; Kaya & Urek, 2016; Shahabi et al., 2013; Yue et al., 2013). De esta manera, es posible determinar la causa que refleja los resultados obtenidos con respecto a los modelos lineales para los solvers no-lineales como DICOPT, CONOPT, SBB y MOSEK.

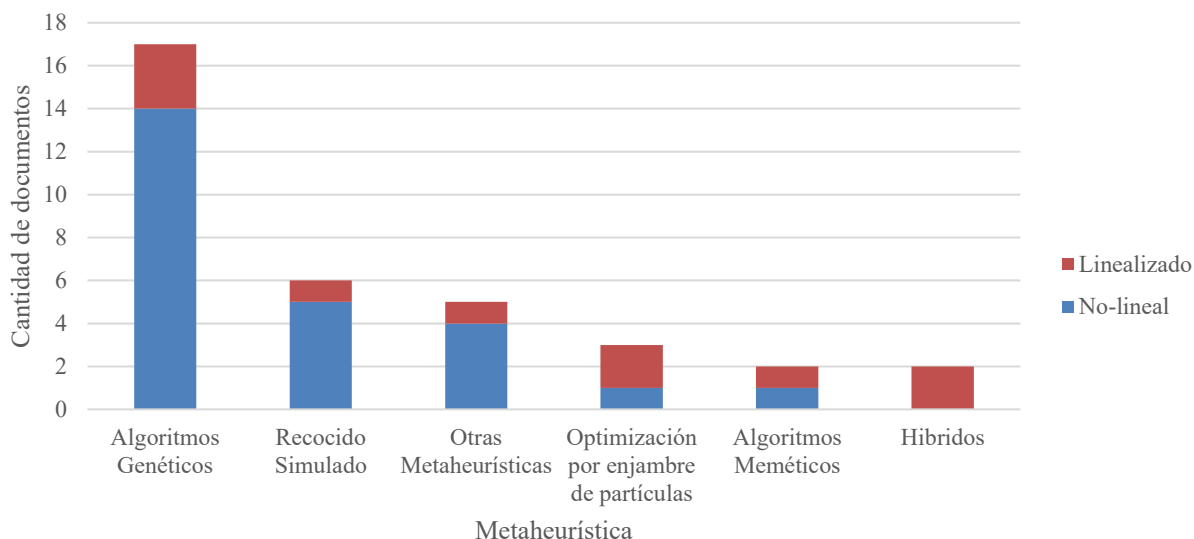
Figura 35. *Solvers utilizados como método de solución*



Por otro lado, algunos solvers como DICOPT y DICOPT++ son utilizados para resolver problemas de MINLP ya que convergen a un óptimo global mientras los subproblemas de NLP

sean convexos (Kaplan et al., 2011). Sin embargo, tal solver también es comúnmente utilizado para establecer un límite inferior ya que es basado en el algoritmo Outer Approximation, el cual consiste en la realización de linealizaciones a la función objetivo y a las restricciones en diferentes puntos para establecer una relajación MILP del problema (Bonami et al., 2008), tal como lo realiza You & Grossmann (2008a). No obstante, como se puede ver en la Figura 35, se encuentran algunos casos en los que se usaron varios solvers al tiempo, tal como DICOPT/CONOPT y DICOPT++ (CONOPT2/OSL). Según lo explicado anteriormente, la razón de la utilización de dos solvers se encuentra en la utilización de otros métodos de solución para los subproblemas generados, los cuales para el caso de DICOPT/CONOPT, consisten en subproblemas de NLP resueltos con CONOPT (Chen & Lee, 2004a; Kaplan et al., 2011) y para el caso de DICOPT++ (CONOPT2/OSL), son problemas resueltos con DICOPT++ el cual usa CONOPT2 para resolver subproblemas de NLP, mientras que OSL para resolver los problemas maestros de MILP (Neiro & Pinto, 2003; Schulz et al., 2005).

Figura 36. *Metaheurísticas utilizadas como método de solución*

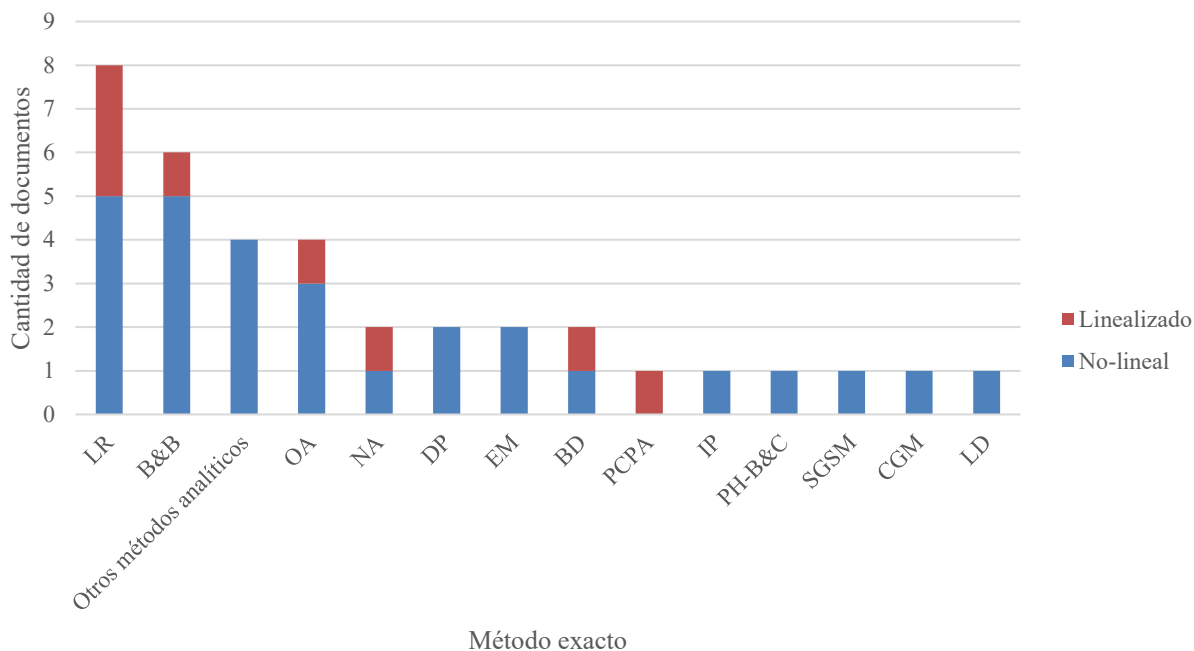


Las metaheurísticas utilizadas para la solución de problemas de planeación táctica de cadenas de suministro con no-linealidades en su modelamiento, han sido en mayor parte basadas en los algoritmos genéticos (Ver Figura 36), los cuales consisten en un procedimiento de búsqueda estocástica de soluciones que utiliza el término de computación evolutiva imitando la selección natural y la reproducción biológica de especies animales (Min et al., 2006). Además de la

generación de la representación de la solución como todas las metaheurísticas, los algoritmos genéticos poseen un procedimiento general compuesto de: la generación de ciertas soluciones al problema, el método de la generación de estas, la función de evaluación de la aptitud de la solución para sobrevivir, los operadores genéticos (la reproducción, el cruce y la evolución) y los parámetros que determinan el tamaño de la población, la probabilidad de cruce entre soluciones y la probabilidad de mutación de una solución, es decir, la probabilidad de alteración de la característica de una solución (Zhou & Min, 2011). Sin embargo, a pesar de que los autores que aplicaron tal metaheurística proponiendo sus propios parámetros para la evolución de sus soluciones, se lograron encontrar ciertas variantes a los algoritmos genéticos diseñados de acuerdo al propósito de cada modelo, como el algoritmo “Self-adaptive Genetic Algorithm” propuesto por Zhalechian et al. (2016) o “Multi-objective Genetic Algorithm” mencionado por Pishvae et al. (2010) y propuesto por Altıparmak et al. (2006), los cuales poseen alteraciones para poder tratar problemas multiobjetivo, tal como la variante “Non Dominated Sorting Genetic Algorithm-II” la cual ha sido ampliamente utilizada ya que usa mecanismos específicos para determinar las mejores soluciones a pesar de no tener un problema con una única función objetivo (Sarrafha et al., 2015).

Además, en la Figura 36 se puede evidenciar que las metaheurísticas fueron utilizadas en la mayoría de los casos en los cuales no se linealizaron los modelos, permitiendo afirmar que las metaheurísticas resultan ser un buen método de solución para conservar los comportamientos no-lineales de las cadenas de suministro. Adicional a lo anterior, se puede observar que después de los algoritmos genéticos, el recocido simulado fue la metaheurística más utilizada y en casi todos los casos en los que el modelo era no-linealizado, el cual al igual que los algoritmos genéticos tiene ciertas variantes como “Multi-objective Simulated Annealing” utilizados para múltiples funciones objetivo y con el propósito de obtener la frontera de Pareto (Altıparmak et al., 2006), o “Evolutionary Simulated Annealing” el cual demostró un mejor rendimiento que los algoritmos genéticos para el modelo propuesto por Bagherinejad & Najafi-Ghobadi (2019).

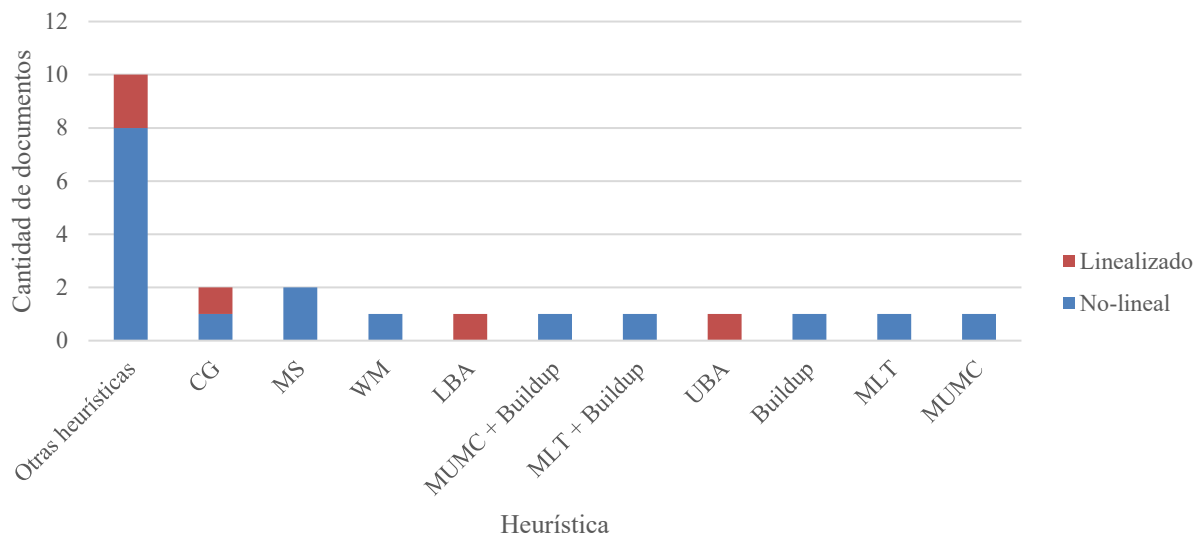
Figura 37. *Métodos exactos utilizados como método de solución*



Los métodos de exactos, también llamados algoritmos exactos, métodos analíticos o de métodos de optimización, consisten en algoritmos o técnicas utilizadas para resolver problemas de programación matemática garantizando optimalidad (Panagiotis & Engineering, 2020), resaltando dentro de tal categoría uno de los métodos más usados, incluso en los modelos completamente no-lineales, denominado Branch & Bound, como se puede observar en la Figura 37. A pesar de la baja eficiencia de los algoritmos exactos para resolver medianas y grandes instancias (Goodarzian et al., 2020; Kaya & Urek, 2016; Li & Jiang, 2012; Nasiri et al., 2010), se ha comparado tal algoritmo junto con la metaheurística Memetic Algorithms, la cual posee cierta similitud con los algoritmos genéticos dado que en lugar de representar la evolución biológica, imitan la evolución cultural (Rabbani et al., 2009), pero que al igual que las metaheurísticas es ampliamente usada por su eficiencia en la solución de problemas de programación matemática, pero que en el trabajo de Rabbani et al. (2009), se observa como el Algoritmo Memético aplicado posee resultados similares al método exacto Branch & Bound, verificando la optimalidad incluso para grandes instancias. Por otro lado, dentro de los métodos aproximados se puede encontrar métodos comúnmente utilizados como Lagrangean Relaxation y Dynamic Programming (Panagiotis & Engineering, 2020), destacando el primero de estos para dar solución a los modelos de programación no-lineal en cadenas de suministro tácticas, el cual según ciertos autores es denominado como un método

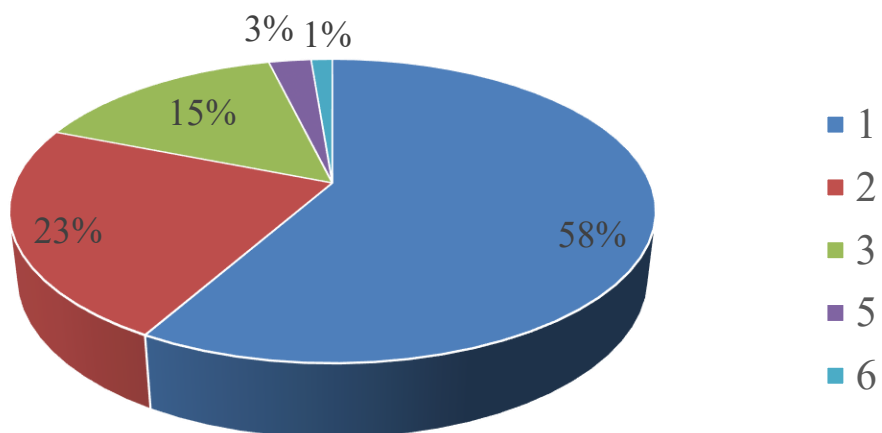
exacto como Zhalechian et al. (2016), quien propone un modelo de programación estocástica con uso de lógica difusa, un algoritmo para resolver el problema estocástico a través de una aproximación híbrida y la metaheurística anteriormente comentada SGA para resolver el modelo, pero que finalmente para futuras investigaciones propone la aplicación del método de Aproximación Lagrangiana para la solución de su modelo. Tal método, se ha utilizado para resolver grandes instancias (Nasiri et al., 2010) y consiste en remover aquellas restricciones complejas transfiriéndolas a la función objetivo con su respectivo multiplicador lagrangiano (Panagiotis & Engineering, 2020).

Por otro lado, se evidenció que las heurísticas utilizadas han sido en la mayoría de los casos diseñadas específicamente para resolver los problemas que los mismos autores modelaban, razón por la cual se evidencia en la Figura 38 una mayor frecuencia en la categoría denominada “Otras heurísticas”, la cual se conforma de algoritmos que buscan soluciones cercanas al óptimo en tiempo razonable (Kaya & Urek, 2016). Así mismo, se puede observar que la mayoría de los documentos ha conservado las no-linealidades de sus modelos para dar solución a sus modelos, encontrando dentro de estos el método “Montecarlo Sampling” considerado como Heurística dado que busca valores aproximados al óptimo conforme aumentan la cantidad de escenarios simulados (Gupta & Maranas, 2000). Otra heurística en común entre dos de los documentos revisados es “Column Generation”, la cual ha sido utilizada para resolver la relajación del problema lineal en cada iteración del procedimiento de Branch & Bound para resolver el modelo no-lineal (Shu et al., 2012), al igual que en otro documento de Shu et al. (2010) en el cual se utiliza posterior a una linealización de la función objetivo donde el algoritmo de solución planteado contiene el uso de tal heurística para la relajación del problema lineal.

Figura 38. *Heurísticas utilizadas como método de solución*

Como se ha podido evidenciar anteriormente, los autores han empleado distintos métodos de solución para resolver sus modelos de programación no-lineal para cadenas de suministro tácticas, encontrando que pueden estar utilizados de manera compuesta mediante el uso de distintos métodos para el mismo procedimiento de solución, o también de manera paralela con un propósito comparativo. Para comprender la cantidad de documentos que realizaron únicamente un método de solución para su problema, es fácilmente observable en la Figura 39, que aproximadamente el 60% de los autores lo trabajaron de esta manera. Por otro lado, en la Figura 34, se puede inferir la cantidad de documentos que realizaron un procedimiento o algoritmo especial compuesto posiblemente por varios métodos de solución, consistiendo en aproximadamente el 22% de los documentos, los cuales utilizaron metaheurísticas, heurísticas, solvers y/o métodos exactos en conjunto para dar la respectiva solución. Mientras que, con propósitos comparativos se utilizaron hasta seis métodos de solución como lo realizado por Negahban & Dehghanimohammadabadi (2018), no obstante el porcentaje que usó tres o más comparaciones resultó ser apenas el 19% siendo superado por los casos en los que únicamente se hicieron dos comparaciones con un 23%.

Figura 39. Cantidad de métodos de solución aplicados por modelo sin algoritmos propuestos



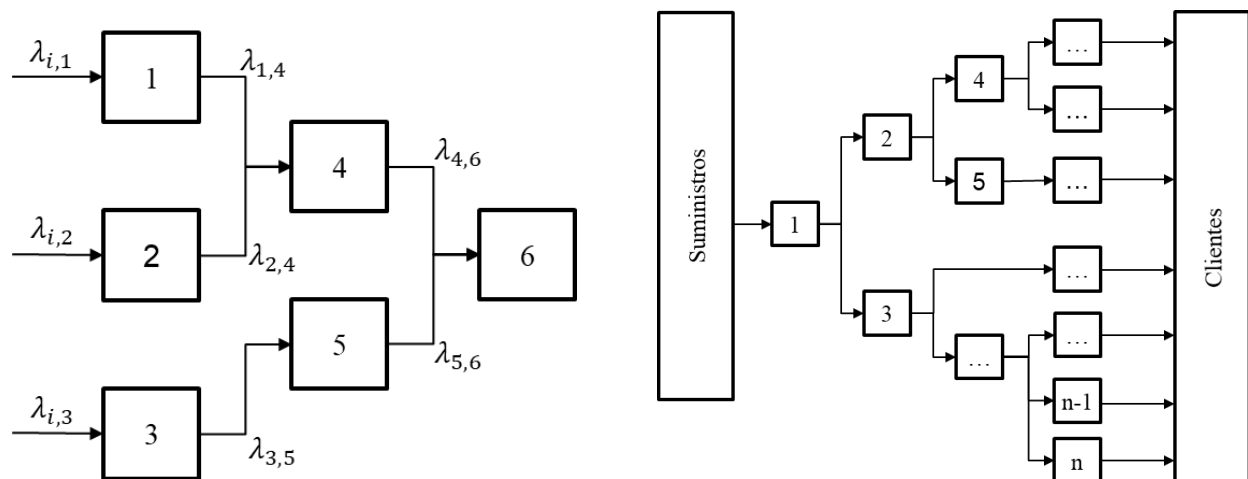
5. Descripción del problema

El modelo propuesto está enfocado hacia el problema de inventario y transporte en una red de cadena de suministro con actividades de producción y almacenamiento, basada de forma general en los data sets disponibles de Willems (2008). El propósito de este modelo es servir como herramienta de planeación de una cadena de suministro multiescalón a un nivel táctico y para múltiples periodos, la cual posee las siguientes características dentro de ella.

5.1. Estructura de la red

La cantidad de instalaciones o nodos por la red se supone dada, encontrándose dentro de estas: proveedores, plantas de producción, centros de distribución, almacenes y puntos de venta, similar a lo propuesto por varios autores (De et al., 2020; Gjerdrum et al., 2001; Kaplan et al., 2011; Nagurney et al., 2012; Schulz et al., 2005). Sin embargo, algunos de estos autores no considera dentro de su modelo la planeación de la cadena de suministro para las fábricas o ensambladoras, las cuales realizan actividades de producción y operaciones de ensamble dependientes de flujos de nodos anteriores, como si lo tienen en cuenta autores como Negahban & Dehghanimohammadabadi (2018), Ettl et al. (2000), Wang et al. (2009), Hasani (2016), A. Hasani et al. (2015), Escudero et al. (2018), entre otros. No obstante, al modelar una cadena de suministro teniendo en cuenta tal característica, autores como Li et al. (2020), Ettl et al. (2000) y Escudero et al. (2018) han partido del supuesto que un nodo productor o ensamblador solo puede ser suministrado de un determinado producto desde un único nodo, imposibilitando la elección entre múltiples proveedores. Por otra parte, esto fácilmente puede ser tenido en cuenta en una cadena de suministro al agregar dentro de las notaciones un conjunto que determine el componente requerido y otro que indique los posibles proveedores (Zhang et al., 2016). De todos modos, dicho autor solo permite tal relación entre nodos para los arcos que conectan el escalón de proveedores con el segundo escalón de plantas de producción, mas no se evidencia que se trabajen este tipo de redes teniendo en cuenta el BOM para múltiples escalones y que adicionalmente se lleven a cabo operaciones de ensamble y distribución dentro de la misma. Para mayor claridad de la anterior afirmación, en la Figura 40 se pueden observar dos tipos de redes usadas en la literatura: convergentes, comúnmente que llevan a cabo operaciones de producción y ensamble, y divergentes las cuales llevan a cabo operaciones de distribución. Teniendo en cuenta esto, los modelos de programación matemática se han enfocado en optimizar uno de estos dos tipos de redes, pero no simultáneamente.

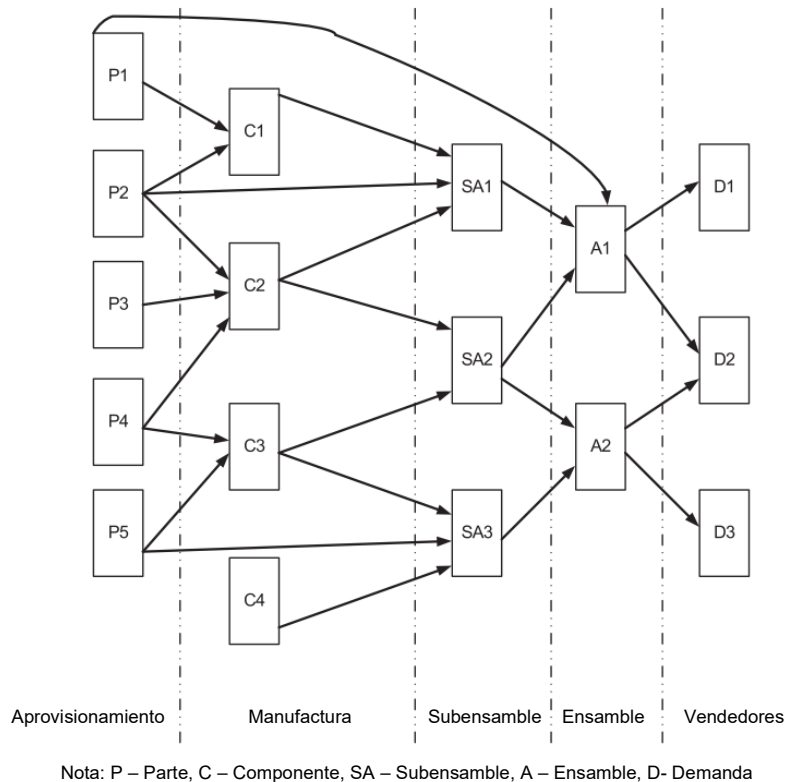
Figura 40. De izquierda a derecha: Redes convergentes (ensambladoras). Redes divergentes (distribución)



Nota. Adaptado de “How to deal correctly with Lead Time in General Supply Chains.” por Romero, M., & Pilar, M. (2017).

Además, teniendo en cuenta que la mayoría de cadenas de suministro del mundo consisten en redes acíclicas (Romero, 2017), que de acuerdo con la Figura 41 no poseen una estructura definida a pesar de poseer nodos con características similares de acuerdo con sus operaciones, termina siendo bastante útil el basarse en tales estructuras para futuras aplicaciones reales que puedan tener. El autor Willems (2008) con el propósito de informar a los investigadores que desarrollan modelos analíticos para cadenas de suministro, decide desde 2004 a partir de información recolectada de empresas, usuarios comerciales y consultores, generar data sets de 38 tipos de cadenas de suministro reales con estructura acíclica, con el propósito de ofrecer a los investigadores un insumo para testear sus modelos de cadenas de suministro.

Figura 41. Un ejemplo general de una red de cadena de suministro acíclica



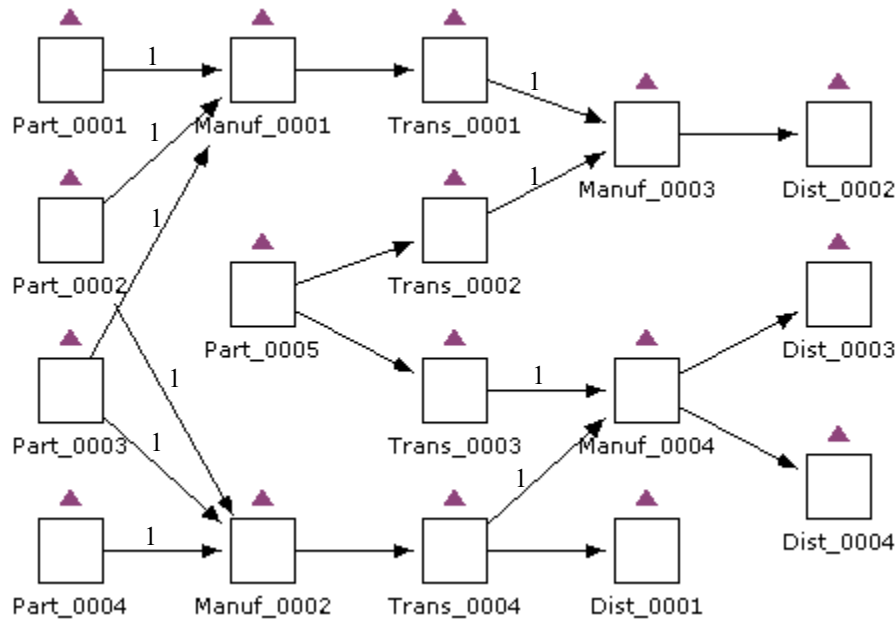
Nota. Adaptado de “New model and heuristics for safety stock placement in general acyclic supply chain networks”. *Comput. Oper. Res.*, 39, 1333-1344 por Li, H., & Jiang, D. (2012).

De acuerdo con el modelo presentado, se asume que decisiones estratégicas como la asignación de instalaciones, tales como plantas, centros de distribución, almacenes y puntos de venta, así como los arcos que conectan tales escalones se suponen dadas; además, se considera una cadena de suministro con una red acíclica, según los data sets de Willems (2008), la cual tiene en consideración cualquier tipo de conexión entre nodos productores, proveedores, almacenadores y vendedores. Además, dada la importancia del BOM para realizar la planeación de una cadena de suministro, según los data sets utilizados, se asume que para todos los nodos productores/ensambladores los arcos entrantes consisten en flujos de componentes distintos requeridos para las operaciones de manufactura, mas no los posibles arcos de los que puede elegir ser suministrado. Por ejemplo, como se puede ver en la Figura 42, el nodo productor “Manuf_0001” es proveído de tres componentes distintos suministrados por “Part_0001”, “Part_0002” y “Part_0003” correspondientemente, logrando producir al menos 1 producto en tal

nodo únicamente si recibe más de un componente de los tres nodos mencionados. Cabe aclarar que para las cadenas de suministro planteadas por Willems (2008), se asume que todos los arcos que poseen multiplicadores tienen valor 1.

Por otro lado, en concordancia con la revisión del estado del arte realizada, se identificó que tan solo el 4% de los autores propuso modelos de optimización para cadenas de suministro multiescalón de n escalones, para n periodos y para un nivel de planeación explícitamente táctico. Sin embargo, dentro de estos trabajos, autores como Ettl et al. (2000), Wang et al. (2009) y Negahban & Dehghanimohammadabadi (2018), dejaron de lado los posibles comportamientos acíclicos en las cadenas de suministro, enfocándose hacia redes de convergencia como la presentada en la Figura 42. Y en el documento restante, a pesar de tener en cuenta tales particularidades en las redes, no tiene en consideración los tiempos de procesamiento de los nodos y deja de lado los casos en los que un lote de productos al estar procesándose en un nodo, bloquea el procesamiento de más lotes dentro del mismo durante el tiempo en el que este se encuentra activo, dado que se considera que en todos los periodos el nodo puede garantizar cierta cantidad de producción (Gjerdrum et al., 2001). Es por esto, que se considera necesario plantear un modelo que tenga en cuenta tales tiempos de procesamiento, que según lo analizado del dataset de Willems (2008), esta resulta ser una de las limitaciones dentro de las cadenas de suministro.

Figura 42. Cadena de suministro para equipos periféricos informáticos.



Nota. Adaptado de “Data Set - Real-World Multiechelon Supply Chains Used for Inventory Optimization” por Willems, S.P. (2008). *Manuf. Serv. Oper. Manag.*, 10, 19-23.

5.2. Nodos

Se asume que pueden haber n cantidad de nodos en la red conectados de cualquier forma, característica relevante de las redes acíclicas (Li & Jiang, 2012; Willems, 2008). Sin embargo, los nodos que componen la red pueden poseer caracterizarse de forma general como se enlista a continuación:

- Nodos de suministro: Un nodo que solo posee arcos salientes y puede ofrecer componentes para un nodo almacenador o productor. Estos se pueden relacionar con los nodos “Part_” en el trabajo de Willems (2008).
- Nodos almacenadores: Un nodo que realiza actividades de almacenamiento y distribución que posee flujos entrantes provenientes de nodos de suministro, de producción y de otros nodos almacenadores, siendo esta última relación trabajada por múltiples autores (Goodarzian et al., 2020; Kaplan et al., 2011; Shahabi et al., 2013; Willems, 2008). Estos cumplen la misma función que los llamados “Dist_” dentro de trabajo de Willems (2008).

- Nodos productores/ensambladores: Un nodo que fabrica o ensambla un ítem a partir de flujos provenientes de nodos de suministro, nodos almacenadores y otros nodos productores/ensambladores, similar a los nodos llamados “Manuf_” por Willems (2008).
- Nodos vendedores: Consiste en nodos que funcionan como puntos de venta, minoristas o mayoristas que solo poseen flujos entrantes provenientes de nodos almacenadores o de producción y son aquellos donde se efectúa la demanda, relacionados con los nodos “Retail_” del trabajo de Willems (2008).

Cabe aclarar que a diferencia del trabajo de Willems (2008), no se tienen en cuenta los nodos “Trans_” los cuales realizan actividades de transporte entre nodos, dado que en la red propuesta tales transportes se pueden asumir como arcos que poseen un costo y tiempo de entrega mayor a cero, mientras que aquellas relaciones entre nodos que no poseen entre ellos un nodo de transporte se asume que poseen un costo de cero y un tiempo de entrega inmediato.

5.3. Demanda incierta

Dentro de los documentos revisados, la incertidumbre en la demanda ha sido pocas veces trabajada para la planeación de cadenas de suministro multiperiodo específicamente para un nivel táctico, siendo únicamente uno de los 101 documentos revisados aquellos que consideran tal factor en el modelo de programación no-lineal. En dicho trabajo, se establece que la demanda diaria sigue una distribución normal con parámetros μ_i y σ_i en cada punto de venta i (Ettl et al., 2000). Este autor genera distintos valores para μ_i y σ_i de tal manera que en los casos de un solo periodo realiza comparaciones de los resultados obtenidos de la función objetivo para distintos μ_i variando σ_i . Para el caso multiperiodo, Ettl et al. (2000) propone tres escenarios: estacionario, baja fluctuación y alta fluctuación, modificando los parámetros de la distribución normal y comparando los resultados obtenidos.

Por otro lado, en los modelos de programación no-lineal de cadenas de suministro multiperiodo planeadas para un nivel estratégico-táctico, se han tenido en cuenta en seis documentos de los 101 analizados. Para el caso de tales modelos, se ha manejado la incertidumbre en la demanda a través de una aproximación por escenarios (Ameknassi et al., 2016; Chen & Lee, 2004a), aproximación de dos etapas con decisiones “here-and-now” y “wait-and-see” (Longinidis & Georgiadis, 2013), métodos de optimización robusta (A. Hasani et al., 2012, 2015) y asumiendo

conocidos los parámetros de la función de distribución de probabilidad normal que define el comportamiento estocástico de esta para hallar costos logísticos, inventario de seguridad y tamaño de lote óptimo (Zhalechian et al., 2016).

Para los casos en los que se trabajó un nivel de planeación que incluye decisiones operacionales se observó que la incertidumbre se ha manejado con modelos más complejos: utilizando los parámetros de la función de distribución de probabilidad normal y triangular, afectando en el cálculo de la probabilidad de quedarse sin stock en una instalación, obligando el uso de integrales dentro de las restricciones para el cálculo de esta (You & Grossmann, 2008a) y aplicando un modelo difuso de programación no-lineal estocástica entera mixta de dos etapas (Darvishi et al., 2020).

Sin embargo, en general, dentro de los documentos revisados varios autores usaron parámetros para representar el promedio y la desviación estándar de la demanda afectando el modelo en los costos logísticos, el tamaño de la orden enviada y/o los cálculos del inventario de seguridad (Abdallah et al., 2012; Ettl et al., 2000; Firoozi et al., 2013; Gholamian & Nasri, 2019; Graves & Willems, 2000, 2003; Guerrero Campanur et al., 2018; Jung et al., 2008; Li et al., 2020; Liao et al., 2011; Manupati et al., 2020; Miranda & Garrido, 2004; Monteiro et al., 2010; Nasiri et al., 2010; Petridis, 2015; Saragih et al., 2019; Shahabi et al., 2013; Shen & Daskin, 2005; Shu et al., 2005, 2015; You & Grossmann, 2008b, 2009a, 2009b, 2011). De acuerdo con esto, aproximadamente el 50% de los documentos revisados que poseen incertidumbre en la demanda la manejan de esta forma. Cabe tener en cuenta que el data set presentado por Willems (2008) ofrece los parámetros requeridos para trabajar la incertidumbre de esta manera, e incluso ha propuesto dos modelos aplicándola (Graves & Willems, 2000, 2003), sin embargo, como se menciona en el trabajo de Ettl et al. (2000), la demanda puede ser manejada para múltiples periodos a pesar de solo conocer los parámetros de la distribución de probabilidad.

Además, se encontró que para los documentos donde se trabajaba la incertidumbre de la demanda a partir de los parámetros de la distribución de probabilidad, los cuales conforman aproximadamente el 50% del total de trabajos que incluyen la incertidumbre de la demanda, el 96% de estos aplica tal metodología en modelos de un solo periodo, que en su mayoría corresponden a una planeación estratégica-táctica.

Dado que han sido muy pocos trabajos en los que se ha manejado la incertidumbre en la demanda a partir del conocimiento de los parámetros de la distribución de probabilidad con la que se comporta para múltiples periodos, se propone una metodología que establece 3 tipos de escenarios: pesimista, más probable y optimista. Tales escenarios están definidos de acuerdo al nivel de la demanda, donde el pesimista es aquel donde existe un menor valor en la sumatoria de la cantidad demandada en todos los nodos y para todos los periodos del horizonte de planeación, el optimista donde tal valor es el mayor y por último, el más probable es hallado teniendo en cuenta la distribución de probabilidad normal de los parámetros a utilizar (Willems, 2008).

Para encontrar tales valores mínimos, máximos y más probables, se propone la generación de n escenarios, en los cuales hay una generación de números aleatorios que siguen una distribución normal con parámetros μ_i y σ_i para cada nodo i perteneciente a un conjunto Λ de nodos vendedores, durante cada periodo t perteneciente a un horizonte de planeación T . Para determinar la cantidad de escenarios se decide calcular el tamaño de la muestra con la Ecuación (1) definida por Seaman et al. (1993), cuando se asume como conocida la desviación estándar poblacional de una distribución normal. Donde n es el tamaño de muestra; $[*]$ indica la función entera de mayor valor; $z_{\alpha/2}$ es el percentil superior 100 $(\alpha/2)$ de la distribución normal estándar; σ es la desviación poblacional de los datos que siguen una distribución normal; y d es el error absoluto máximo permisible, establecido como la diferencia entre el promedio muestral y μ .

$$n^* = \left(z_{\alpha/2} \cdot \frac{\sigma}{d} \right)^2 \quad (1)$$

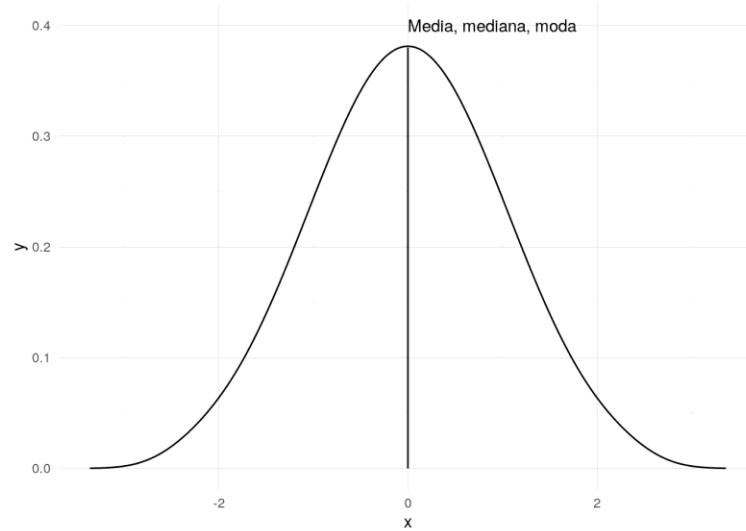
Seguido de determinar el tamaño de la muestra y generar los valores aleatorios según como se comentó anteriormente, se procede a calcular la demanda total D_l por escenario l , sumando la demanda $r_{i,t,l}$ generada aleatoriamente en cada escenario para todos los periodos t de cada nodo i pertenecientes a un conjunto Λ , tal como se muestra en la Ecuación (2).

$$D_l = \sum_{i \in \Lambda} \sum_{t \in T} r_{i,t,l} \quad (2)$$

Dado que para el caso de la función de distribución de probabilidad normal, la curva que la define tiene forma de campana y es simétrica, como se puede ver en la Figura 43, la media, la mediana y la moda coinciden en el punto superior de esta (Aleksander Dietrichson, 2019). Por lo

tanto, se asumiría que hay una alta probabilidad de que los valores generados aleatoriamente para una distribución de probabilidad normal (μ, σ) se acerquen a la mediana de estos.

Figura 43. *Curva de la distribución normal*



Nota. Adaptado de “Métodos Cuantitativos” por Aleksander Dietrichson (2019).

Ahora, ya conociendo la demanda total posible de cada escenario l , se calcula el escenario con demanda mínima, demanda máxima y demanda más probable, calculada esta última como la mediana de los escenarios según lo mencionado anteriormente.

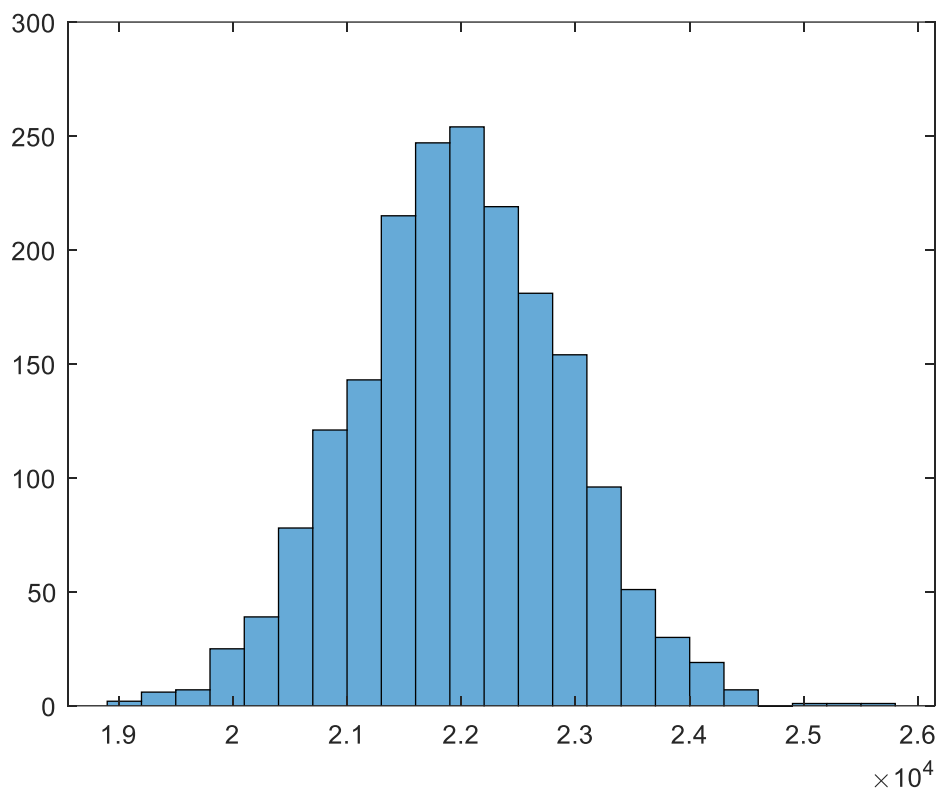
$$D_{i,t} = r_{i,t,l} \quad \exists! l: D_l = \min\{D_l\} \quad (3)$$

$$D_{i,t} = r_{i,t,l} \quad \exists! l: D_l = \max\{D_l\} \quad (4)$$

$$D_{i,t} = r_{i,t,l} \quad \exists! l: D_l = Me \{D_l\} \quad (5)$$

Finalmente, la incertidumbre es agregada al modelo al generar valores aleatorios a la demanda, los cuales siguen una distribución normal para cada nodo i en el correspondiente periodo t y creando a partir de estos, un escenario pesimista, optimista y más probable de acuerdo con las Ecuaciones (3), (4) y (5), respectivamente. En la Figura 44, se puede observar la persistencia del comportamiento normal de la sumatoria de la demanda por nodos y periodos para cada escenario D_l , permitiendo el cálculo de la mediana como un escenario de alta probabilidad.

Figura 44. *Histograma ejemplo de D_1*



Cabe aclarar que para el correcto cálculo de la mediana de las demandas para cada escenario, es necesario realizar una pequeña modificación a la Ecuación (1) planteada por Seaman et al. (1993), dado que se requiere un tamaño de muestra impar para que la Ecuación (5) se cumpla. Para esto, simplemente se utiliza un condicional en el cual se agrega una unidad más al tamaño de muestra hallado en el caso tal de ser un número par.

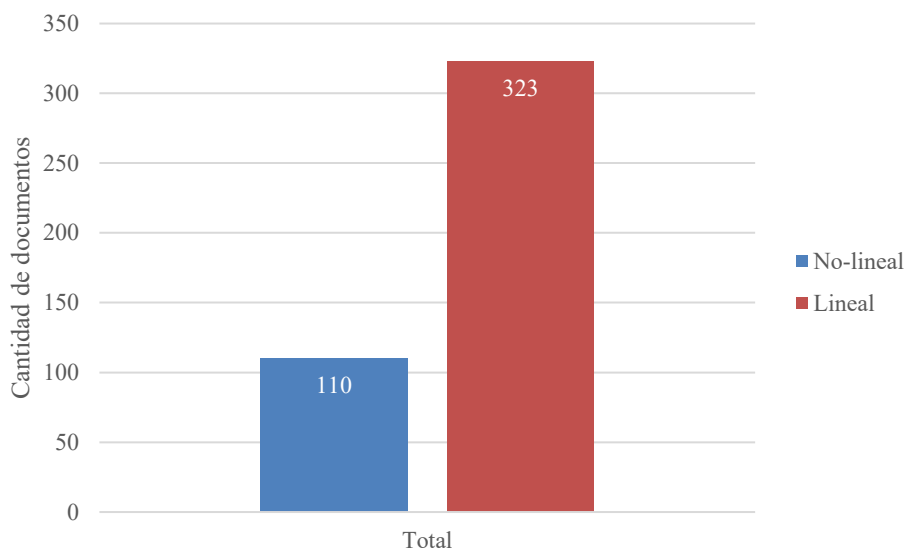
Además, según los datos otorgados por Willems (2008), se puede observar que algunas desviaciones de los promedios de la demanda de cada nodo que siguen una distribución normal son bastante altos, permitiendo la probabilidad de generar una demanda negativa. Sin embargo, esto fue resuelto aplicando una distribución normal truncada con límite inferior 0 y sin límite superior para la generación de valores aleatorios de la demanda.

5.4. No-linealidad

Como se mencionaba en la revisión del estado del arte, se han incluido no-linealidades en la mayoría de las restricciones y funciones objetivo clasificadas en la Tabla 2. Para definir las no-linealidades a agregar en el problema a resolver, se realizará un análisis de las no-linealidades que menos se han tenido en cuenta en la literatura tanto para las restricciones como para las funciones objetivo y se seleccionarán aquellas que se acoplen a los parámetros de la data ofrecida por Willems (2008) y que puedan modificarse sin perder la esencia de esta para la posterior aplicación a una cadena de suministro táctica, multiescalón y multiperiodo. De acuerdo con esto se identificarán las no-linealidades de acuerdo con donde se ubiquen: Restricciones y Funciones Objetivo.

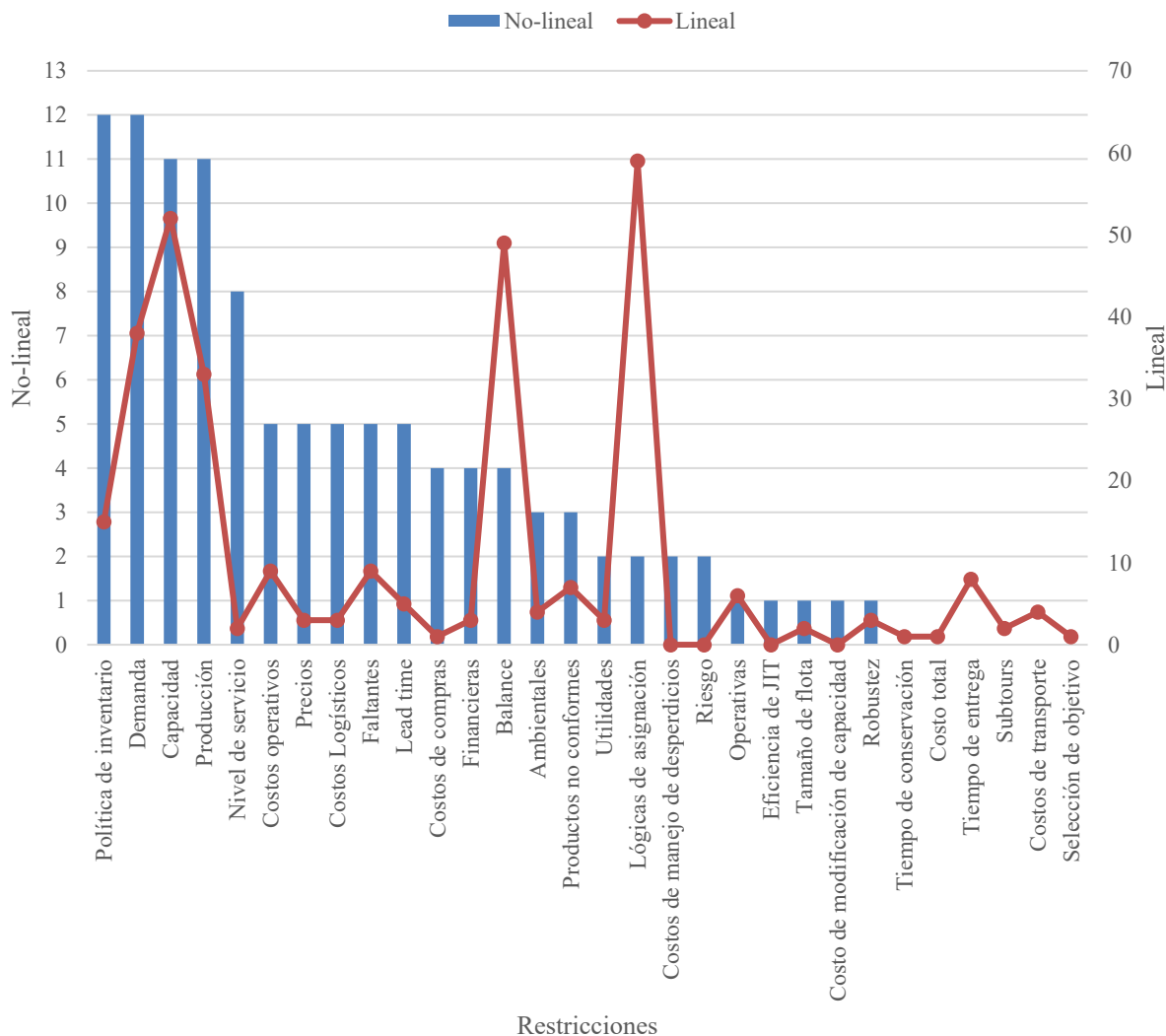
5.4.1. Restricciones

Dentro de los documentos revisados, en las restricciones se han definido términos no-lineales en 109 ocasiones correspondiendo aproximadamente en apenas una tercera parte de lo que son las restricciones lineales como se evidencia en la Figura 45. De manera global se podría afirmar que aproximadamente cada documento revisado tiene al menos una restricción no-lineal y al menos 3 lineales, sin embargo cada modelo propuesto varía bastante, como el caso del modelo propuesto por Sarrafha et al. (2015) y Mohseni & Pishvaei (2016) que posee siete tipos de restricciones lineales y ninguna no-lineal, mientras que Gharaei et al. (2017) incluye cuatro tipos de restricciones no-lineales y ninguna lineal.

Figura 45. Cantidad de restricciones con términos lineales y no-lineales

En las restricciones de los modelos de programación matemática para cadenas de suministro, una gran porción de los autores ha aplicado no-linealidades para restringir la capacidad, la demanda, el nivel de servicio, las políticas de inventario y la producción. Por otro lado, una reducida cantidad de autores ha tenido en cuenta no-linealidades para restringir términos o indicadores ambientales, los costos de modificación de la capacidad, los costos por manejo de desperdicios, las asignaciones, el riesgo, la robustez, el tamaño de flota, el tiempo de entrega y las utilidades. De acuerdo con esto, se puede evidenciar que las no-linealidades agregadas en los modelos de cadenas de suministro analizados están diversificadas para distintas restricciones, pero se ha encontrado poca frecuencia de aplicación en la mayoría de estas.

Figura 46. Cantidad de documentos que agregan no-linealidades por tipo de restricción



Como se puede ver en la Figura 46, hay restricciones que se han agregado en los modelos de programación matemática pero que han permanecido lineales y no se ha encontrado ninguna no-linealidad. Tales restricciones son: para hallar el costo total, para hallar el costo de transporte, operativas, para la selección del objetivo del modelo, para evitar la generación de subtours, y para encontrar el tiempo de conservación.

Dentro de las restricciones mencionadas, claramente podría cuestionarse la no-linealidad en el cálculo de los costos de transporte, sin embargo, como se evidenciará más adelante, tales costos no-lineales de transporte pueden estar evidenciados en la función objetivo y no en las restricciones. La restricción del costo total es una que posee poca frecuencia incluso también para

casos lineales, dado que Gjerdrum et al. (2001), quien fue el único que la utilizó, la agrego como una restricción que suma los previos cálculos de los costos de la cadena: el costo de inventario, el costo administrativo, el costo de fabricación, el costo de compra y el costo de transporte. La restricción para la eliminación de los subtours pertenece a problemas de ruteo pero pueden aplicarse en cadenas de suministro como problemas de ubicación, inventario y ruteo (Saragih et al., 2019; Zhalechian et al., 2016). Tales restricciones pueden variar de acuerdo al método aplicado, los cuales comúnmente son lineales, sin embargo se han utilizado métodos no-lineales como el aplicado por Bazrafshan et al. (2021) llamado SECA, pero que según los mismos autores, la complejidad del problema se incrementa en gran medida cuando aumenta la cantidad de nodos, siendo más útil el uso de restricciones lineales que pueden resolver tal inconveniente rápidamente. Para la restricción de la selección de la función objetivo solo ha sido aplicada por A. Hasani et al. (2012) y resulta ser lineal dado que el parámetro binario que define la elección del objetivo entre maximizar utilidades y minimizar costos se supone dado y no es calculado dentro del modelo. Al asumir tal dato como variable convertiría esta restricción en no-lineal, pero incrementaría innecesariamente la complejidad del modelo únicamente para propósitos de análisis, siendo fácilmente resuelta tal necesidad al trabajar el modelo como un modelo de programación matemática multiobjetivo. De acuerdo con esto, se podrían descartar las restricciones de costo total, eliminación de subtours y selección de función objetivo.

Teniendo en cuenta que las restricciones operativas incluyen aquellas relacionadas con scheduling en plantas de producción, se podría pensar una posible no-linealidad dentro de tales restricciones que comúnmente se trabajan como modelos de programación lineal, lineal difusa, y programación entera mixta (Pendharkar & Rodger, 2000) y que igualmente han sido consideradas como lineales en los artículos analizados (Kaplan et al., 2011; Osman & Demirli, 2012; Wang et al., 2009; You & Grossmann, 2008a, 2014). De todos modos, a pesar que ciertos autores han identificado estos problemas de scheduling como susceptibles para agregar no-linealidades, se ha encontrado un alto impacto para incluirlo en los cálculos de los costos operativos (Pendharkar & Rodger, 2000; Shapiro, 1993) o en la cantidad de producción al depender en gran medida de las propiedades de ciertos compuestos químicos (Shapiro, 1993), pero no en restricciones de scheduling. No obstante, autores como Kelley et al. (2018) proponen agregar no-linealidades para incluir el dinamismo de los procesos que se llevan a cabo dentro de las plantas, pero al ser un problema enfocado en gran medida hacia un nivel operativo resulta fuera del alcance de este

trabajo, además de no acoplarse al data set de Willems (2008). Para el caso de Darvishi et al. (2020), quienes incluyeron dentro de las restricciones operativas el balance de operarios contratados y despedidos para cumplir con la demanda, no se encuentra la necesidad de complejizar tal balance al agregar una no-linealidad. Por otro lado, para las restricciones de tiempo de conservación se encontró únicamente la restricción lineal propuesta por Li et al. (2020), quienes indican que el tiempo de conservación máximo de un producto depende de la selección del modo de transporte y un parámetro que indica el máximo tiempo de conservación del producto en el nodo. A pesar de considerarse como una interesante y posible restricción no-lineal a agregar que defina tal tiempo de conservación máximo, no resulta ser un problema que esté dentro del alcance de la programación matemática pero si dentro del alcance de modelos estadísticos para su estimación (Capen et al., 2018).

Para el caso del costo de modificación de la capacidad, es un tipo de restricción que solo un documento ha considerado, la cuál es no-lineal, tiene en cuenta que la inversión para aumentar o disminuir la capacidad de un arco es una función no-lineal que depende del cambio de la capacidad de este (Nagurney & Masoumi, 2012).

$$\hat{\pi}_a = \hat{\pi}_a(u_a), \quad \forall a \in L \quad (6)$$

De acuerdo con la Ecuación (6) propuesta por los autores, $\hat{\pi}_a$ es la función convexa y diferenciable que define el costo de la ampliación de la capacidad y u_a la variable continua que indica la variación de la capacidad de un arco a . Según Nagurney & Masoumi (2012) los costos de ampliar la capacidad se pueden interpretar como el costo de comprar o rentar equipamientos adicionales, contratación de nuevo personal y la expansión de la flota de transporte, mientras que los costos de la reducción de la capacidad comúnmente incluyen la reubicación de equipamiento, reasignación de personal, así como el almacenamiento de equipos sobrantes. Esta restricción no-lineal agregada por Nagurney & Masoumi (2012), es aplicada a un modelo que busca encontrar el mejor diseño de la red de una cadena de suministro de un sistema de banco de sangre, caracterizada con 5 escalones, un solo tipo de sangre y un solo periodo. Esta restricción no es posible agregarla en el modelo propuesto dado que asume conocida la capacidad de cada nodo, dato no proporcionado por Willems (2008) en su data set.

Una restricción bastante particular agregada es la relacionada con la eficiencia de JIT, en la cual se pretende reducir las brechas en el tiempo entre la entrega de bienes y el consumo o la producción real (Tsao et al., 2017). Tal restricción planteada por el autor realiza el cálculo de la eficiencia del método JIT, cuyo resultado depende de la cantidad invertida en mejorar la eficiencia de JIT en un centro de distribución. Cabe aclarar que tal autor ofrece una característica única dentro de los documentos revisados al incluir decisiones relacionadas con la adopción de la tecnología RFID en el problema de programación matemática. La inversión en tecnología RFID se puede ver reflejada en las cadenas de suministro al incrementar con esta la eficiencia de las ordenes, de la operación y del método de JIT en los centros de distribución, realizando una correspondiente inversión en cada uno de estos factores (Tsao et al., 2017).

$$I = L + (U - L) \cdot e^{-\psi K_H} \quad (7)$$

De acuerdo con la Ecuación (7), I es la variable continua de decisión que indica la eficiencia del método de JIT y tiene un rango entre 0 y 1; K_H es la variable de decisión que indica la cantidad monetaria invertida en la mejora de la eficiencia de JIT en un centro de distribución; U es el valor de la eficiencia más alto que se puede alcanzar al realizar una inversión para la mejora del método de justo a tiempo y tiene un rango entre 0 y 1; L es la eficiencia de JIT más baja obtenida luego de no realizar una inversión en tecnología RFID y tiene un rango entre 0 y 1; y ψ es una constante. Según Tsao et al. (2017) el resultado de la eficiencia del método JIT se puede ver reflejado en la función objetivo al estar multiplicado por el costo de mantener inventario, el cual se reduce entre mayor eficiente sea el método de JIT, cuya reducción se efectúa al aumentarse la cantidad invertida en la tecnología RFID para mejorar tal eficiencia. Sin embargo, como se menciona en el trabajo de Lee & Lee (2010), los beneficios que otorga la eficiencia de la metodología JIT a través de la tecnología RFID, no solo se percibe en los costos del manejo de inventario, sino que también se puede ver reflejado directamente en la gestión de los tiempos de entrega de las ordenes por medio de la mejora de las operaciones de cross-docking, de la capacidad de ofrecer mayor visibilidad del nivel de inventario y de las demandas de los clientes y finalmente al ofrecer una habilidad mejorada para satisfacer la demanda diaria. De acuerdo a lo anterior, se puede inferir que la variable I que representa la eficiencia de la metodología JIT por medio de la tecnología RFID, permitiría reducir los tiempos de entrega señalados por Willems (2008) representados como los tiempos de procesamiento de los nodos “Trans”.

Similar a lo ocurrido con la eficiencia del método de JIT, Tsao et al. (2017) propone una restricción no-lineal solo considerada por este para las restricciones operativas, la cual busca determinar el indicador que representa la eficiencia del manejo individual de bienes o partes al implementar la tecnología RFID de acuerdo con la cantidad invertida en esta tecnología para mejorar tales labores operativas.

$$J = E + (A - E) \cdot e^{-\chi K_x} \quad (8)$$

En la Ecuación (8) se puede evidenciar que la estructura de la no-linealidad resulta ser similar a la presentada en la eficiencia del método de JIT en la ecuación (7), donde J es la variable continua de decisión que indica la eficiencia de la operación y tiene un rango entre 0 y 1; K_x es la variable de decisión que indica la cantidad monetaria invertida en la mejora de la eficiencia operacional en un centro de distribución; E es el valor de la eficiencia más alto que se puede alcanzar al realizar una inversión para la mejora de la eficiencia operativa y tiene un rango entre 0 y 1; A es la eficiencia operativa más baja obtenida luego de no realizar una inversión en tecnología RFID y tiene un rango entre 0 y 1; y χ es una constante. Para el caso de este indicador de eficiencia operacional, se puede ver reflejado en la función objetivo al calcular el costo de producción de todos los nodos, el cual se reduce entre mayor eficiente sea la operatividad. Dado que tal costo fijo coincide con el costo propuesto por Willems (2008), el resultado de la Ecuación (8) se puede incluir en la totalización de los costos de procesamiento en la cadena de suministro al implementar la tecnología RFID. Según esto, al incluir la Ecuación (8) en el modelo, resulta necesario incluir el costo total de operación C de la Ecuación (9), donde $P_{i,t,\tau}$ es la variable continua que indica la cantidad procesada en el nodo i empezando a operar en el periodo t y terminando en el periodo τ ; y c_i es el parámetro que refleja el costo de procesar una unidad en el nodo i .

$$C = \sum_i \sum_t \sum_\tau c_i \cdot J \cdot P_{i,t,\tau} \quad (9)$$

Además, según el trabajo de Tsao et al. (2017), los beneficios de la tecnología RFID no solo están evidenciados en los tiempos de entrega y en los costos de procesamiento, sino que también afectan los tiempos de procesamiento de las órdenes, dado que genera mayor precisión y visibilidad de los datos de inventario a lo largo de los procesos de la cadena de suministro, permite un recuento automatizado y ubicación precisa de materia prima o producto terminado y logra

automatizar los procesos de verificación (Lee & Lee, 2010). La Ecuación (10) representa la eficiencia R que se refleja en los tiempos de procesamiento al realizar una inversión K_0 en la tecnología RFID. Similar a las ecuaciones anteriores, γ representa una constante de la relación entre la inversión y la eficiencia del procesamiento, N representa la mínima eficiencia obtenida si no se hiciera una inversión en la tecnología y M sería la máxima que se puede obtener, teniendo en cuenta que los valores de estos parámetros deben estar entre 0 y 1.

$$R = N + (M - N) \cdot e^{-\gamma K_0} \quad (10)$$

De acuerdo con lo anterior y teniendo en cuenta el Dataset ofrecido por Willems (2008), se puede incluir tal restricción para reducir los tiempos de procesamiento señalados por dicho autor para cada nodo de la cadena de suministro. A pesar de que esta última restricción no corresponde a una de las tipologías menos usadas para modelar cadenas de suministro (Políticas de inventario), puede ser considerada para representar de manera total los beneficios de la tecnología que se mencionan en el trabajo de Tsao et al. (2017). De esta manera, se estarían teniendo en cuenta las tres restricciones no-lineales propuestas por tales autores para explicar los beneficios de la tecnología RFID en la cadena de suministro, los cuales son: reducción en tiempos de entrega, reducción en tiempos de procesamiento y reducción en costos de procesamiento.

Otro tipo de restricción que solo se ha usado una vez para indicar la no-linealidad, pero que se ha aplicado en tres documentos de forma lineal, es la relacionada con la robustez o cálculo de la contraparte robusta (MA et al., 2016). Dado el manejo que se le dará a la incertidumbre de la demanda, no resulta necesario el uso de programación robusta en el modelo a pesar de manejar escenarios, debido a que la cantidad de estos tiende a infinito al pertenecer la demanda de cada nodo a una distribución continua, generando infinitas combinaciones entre las posibles demandas efectuadas en los escalones vendedores.

Por otro lado, para definir el tamaño de la flota, dentro de los documentos analizados únicamente se ha incluido en 3 ocasiones, siendo una de estas a través de una no-linealidad. Tal término planteado por Darvishi et al. (2020) está dado al querer indicar que el tamaño de la flota debe ser un valor entero redondeado hacia arriba tal y como se expresa en la ecuación (11). Siendo nsp_{kgtc}^1 la variable de decisión que define el tamaño de la flota usando un modo de transporte g ,

desde proveedor k para depósito c en periodo t ; xS_{kngtc}^1 la variable de decisión que define la cantidad de tela (m^2) de planta n enviada desde proveedor k a depósito c con modo de transporte g en periodo t ; N es el parámetro que indica la cantidad de metros cuadrados que tiene un rollo de tela; $\tilde{v}F_n$ el parámetro que define el volumen de cada rollo de tela de la fabrica n ; vT_g^1 es el parámetro que indica el volumen disponible del modo de transporte g .

$$nsp_{kgtc}^1 = \left\lceil \frac{\sum_n \left(\frac{xS_{kngtc}^1}{N} \right) \times \tilde{v}F_n}{vT_g^1} \right\rceil \quad \forall k, g, t, c \quad (11)$$

Dado que al indicar en la Ecuación (11), que el tamaño de la flota requerida para transportar un flujo entre dos nodos en un instante t va de acuerdo al volumen de la cantidad transportada y el volumen del modo de transporte, se requiere que tal cantidad de vehículos requeridos sea un número que esté redondeado hacia el entero superior. Sin embargo, tal restricción no representa una no-linealidad que se pueda evidenciar en las cadenas de suministro, dado que como lo mencionan los autores Darvishi et al. (2020), tal relación puede ser linealizada fácilmente convirtiendo el problema MINLP a uno MILP al reemplazar la restricción de la Ecuación (11), por las Ecuaciones (12), (13) y (14).

$$NInsp_{kgtc}^1 \leq \frac{\sum_n \left(\frac{xS_{kngtc}^1}{N} \right) \times \tilde{v}F_n}{vT_g^1} + 1 - \varepsilon \quad \forall k, g, t, c \quad (12)$$

$$NInsp_{kgtc}^1 \geq \frac{\sum_n \left(\frac{xS_{kngtc}^1}{N} \right) \times \tilde{v}F_n}{vT_g^1} \quad \forall k, g, t, c \quad (13)$$

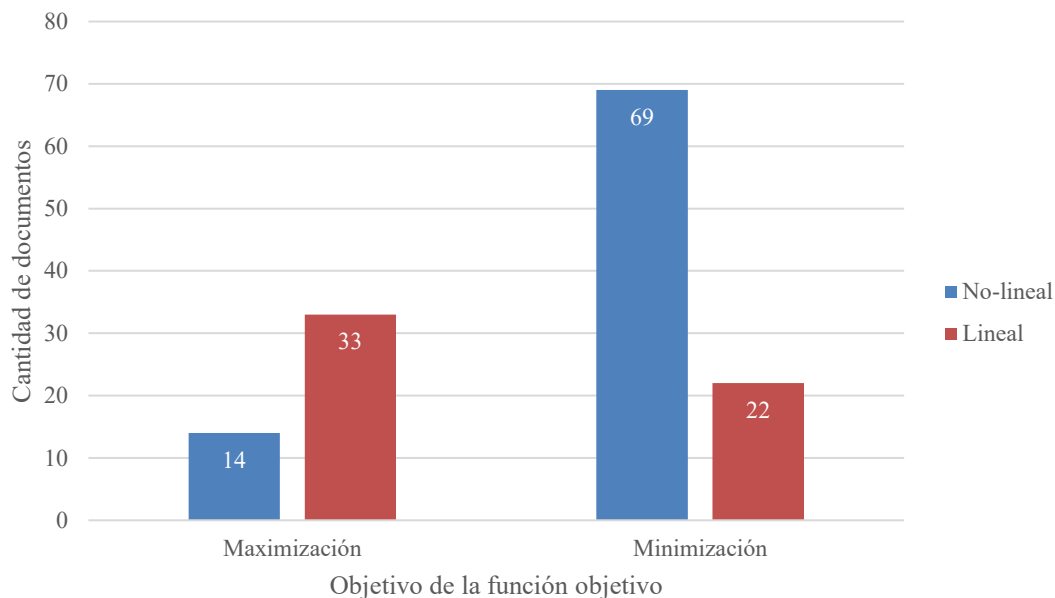
$$nsp_{kgtc}^1 = NInsp_{kgtc}^1 \quad \forall k, g, t, c \quad (14)$$

Tabla 3. Restricciones no-lineales aplicables al problema

Clasificación de restricción	Autor	Restricción	Ecuación	¿Aplica?
Costos de modificar la capacidad	(Nagurne y Masoumi, 2012)	$\hat{\pi}_a = \hat{\pi}_a(u_a), \quad \forall a \in L$	(6)	×
Eficiencia de JIT	(Tsao et al., 2017)	$I = L + (U - L) \cdot e^{-\psi K_H}$	(7)	✓
Operativas	(Tsao et al., 2017)	$J = E + (A - E) \cdot e^{-\chi K_X}$	(8)	✓
Políticas de inventario	(Tsao et al., 2017)	$R = N + (M - N) \cdot e^{-\gamma K_0}$	(10)	✓
Robustez	(MA et al., 2016)			×
Tamaño de la flota	(Darvishi et al., 2020)	$nsp_{kgtc}^1 = \left[\frac{\sum_n \left(\frac{xS_{kn}^1}{N} \right) \times \tilde{v}F_n}{vT_g^1} \right] \quad \forall k, g, t, c$ (11)		×

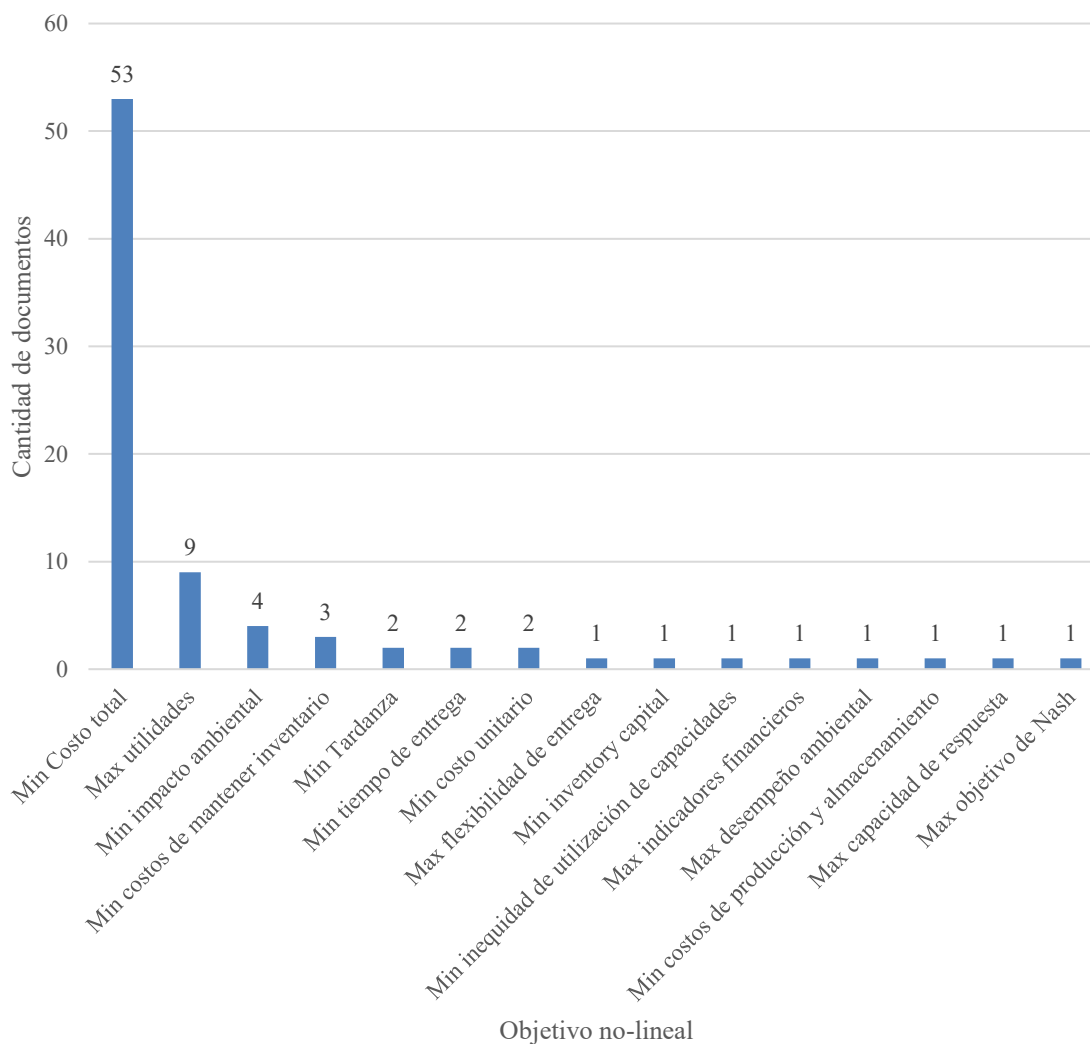
5.4.2. Función Objetivo

Los autores de los documentos revisados han considerado las no-linealidades de las cadenas de suministro en modelos de programación matemática en mayor proporción en comparación con las lineales (ver Figura 47), contrario al caso evidenciado en la Figura 45.

Figura 47. Cantidad de funciones objetivo lineales y no-lineales por objetivo

Teniendo en cuenta esta gran cantidad de no-linealidades dentro de las funciones objetivo, se pasará a analizar en que funciones objetivo se ha aplicado este comportamiento. Posteriormente, se identificarán los términos que provocan el uso de no-linealidades independientemente de que función objetivo la contenga. De acuerdo con esto, en la Figura 48 se encuentran la cantidad de funciones objetivo no-lineales encontradas de acuerdo con la clasificación presentada en la Tabla 2.

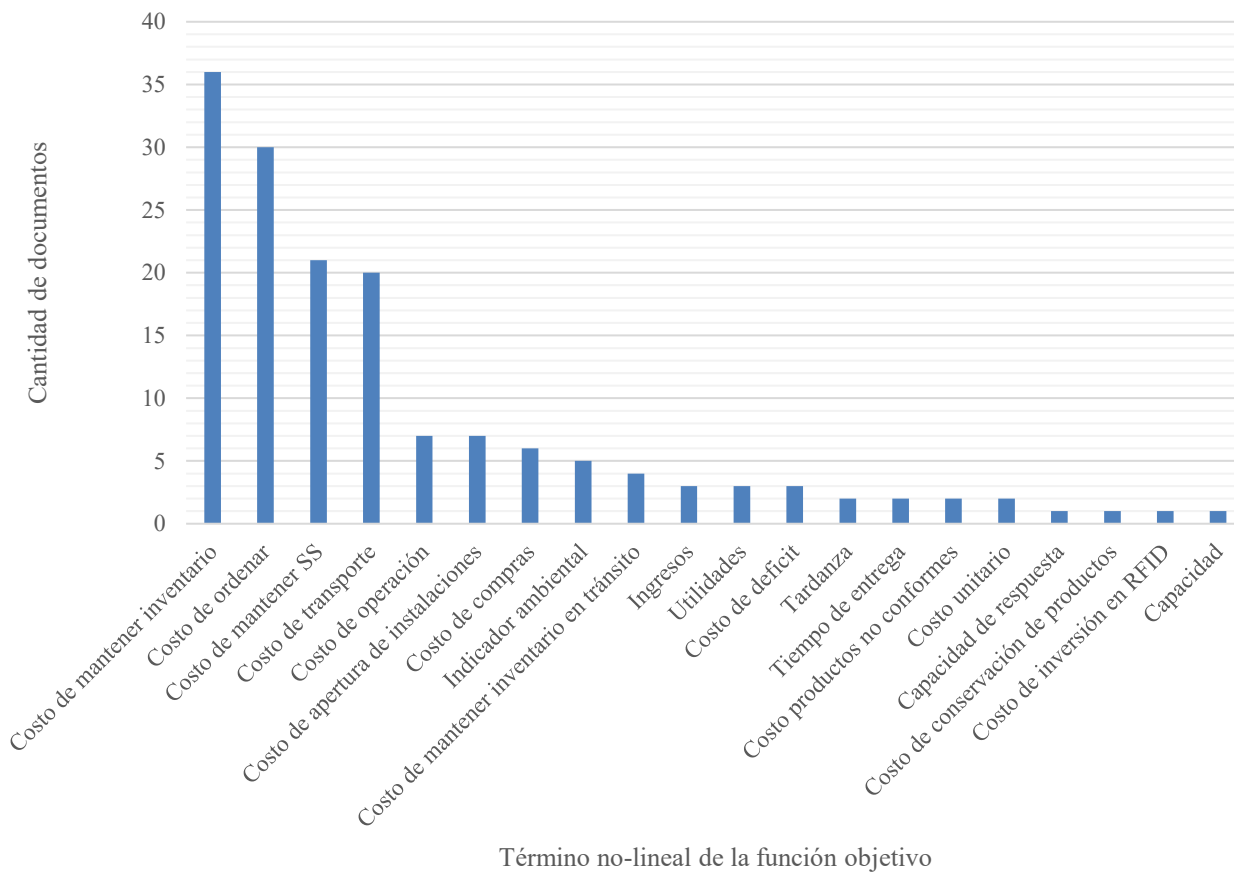
Figura 48. Cantidad de documentos que aplican cada objetivo no-lineal



Al observar la Figura 47 y Figura 48 se puede encontrar la razón por la cual la minimización poseía mayor frecuencia de uso de no-linealidades que la maximización, dado que 53 de las 84 no-linealidades se presentan en la minimización del costo total. Adicionalmente, al analizar la Figura 49 se puede afirmar que la no-linealidad en la minimización de los costos totales está representada por la alta cantidad de autores que aplican términos no-lineales para hallar el costo de mantener inventario o inventario de seguridad, el costo de ordenar y el costo del transporte. Por otro lado, se encuentra que solo un autor ha aplicado no-linealidades para definir términos como la capacidad, la capacidad de respuesta, el costo de conservación de los productos perecederos y el costo de inversión en RFID; mientras que en dos documentos se han mencionado no-linealidades

para hallar los términos de costo de productos no conformes, el costo unitario, la tardanza y el tiempo de entrega.

Figura 49. Cantidad de documentos que aplican no-linealidades por término de la función objetivo



Para hallar la capacidad, los autores Altiparmak et al. (2006) en su modelo proponen la minimización del costo total, la maximización del nivel de servicio y la minimización de la diferencia de la capacidad utilizada en las instalaciones, siendo esta última no-lineal. Este equilibrio entre capacidades utilizadas es causado por el cálculo del error cuadrático medio como la proporción de tal utilización de la capacidad.

$$\min f_3 = r_1 \left[\sum_{k \in o_P} \left[\left(\sum_{j \in o_D} f_{kj} / D_k \right) - \left(\sum_{k \in o_P} \sum_{j \in o_D} f_{kj} / D_k \right) \right]^2 / |o_P| \right]^{\frac{1}{2}} + r_2 \left[\sum_{j \in o_D} \left[\left(\sum_i q_{ji} / W_j \right) - \left(\sum_{j \in o_D} \sum_i q_{ji} / \sum_{j \in o_D} W_j \right) \right]^2 / |o_D| \right]^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

En la Ecuación (15) f_{kj} es la variable continua que representa el flujo de producto enviado desde la planta k al centro de distribución j ; q_{ji} es la variable continua que representa el flujo de producto enviado desde el centro de distribución j al cliente i ; D_k es el parámetro que indica la capacidad de la planta k ; W_j es el parámetro que representa el throughput anual del centro de distribución j ; o_P es el conjunto de plantas abiertas y o_D el conjunto de centros de distribución abiertos. La no-linealidad presentada por Altıparmak et al. (2006) puede presentar una consideración bastante importante ningún otro autor tuvo en cuenta dentro de los documentos revisados, la cual claramente aplica para una planeación táctica de una cadena de suministro. No obstante, al requerir un previo conocimiento de la capacidad de los nodos implica el uso de información adicional no obtenida a través del data set de Willems (2008).

En el caso de hallar la capacidad de respuesta, uno de los términos no-lineales incluidos únicamente por un autor, se indica que la capacidad de respuesta es uno de los objetivos que pretende mejorar el nivel de servicio del cliente al ser el porcentaje de volumen de demanda cumplido que se puede satisfacer dentro de una distancia de cobertura especificada exógenamente para los países en desarrollo (Liao et al., 2011).

$$\text{Max } Z_3 = \frac{\left(\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{i \in \tau_j} d_i^k \cdot X_{ji}^k \right)}{\left(\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} d_i^k \cdot X_{ji}^k \right)} \quad (16)$$

En la Ecuación (16) X_{ji}^k es la variable binaria que indica si el centro de distribución j atiende al comprador i para comprar un producto k ; d_i^k es el parámetro que indica el promedio diario demandado del producto k por parte de comprador i ; K es el conjunto de productos; J es el conjunto de centros de distribución candidatos para ser asignados; I es el conjunto de compradores y τ_j es

el conjunto de compradores que podrían asistir a un centro de distribución j que esté dentro de una cobertura de distancia D_{max} . El término no-lineal presentado por (Liao et al. (2011) es claramente aplicable a una planeación estratégica-táctica que pretende establecer los centros de distribución a asignar para cumplir con la demanda satisfaciendo los objetivos de minimizar el costo total y maximizar el nivel de servicio. Dado que las distancias entre los nodos del data set de Willems (2008) son conocidas, el término no-lineal que presenta la capacidad de respuesta de los centros de distribución puede ser considerada al asignar un valor como distancia de cobertura máxima para países en desarrollo, la cual según el ejemplo práctico del autor puede ser de 25 km (Liao et al., 2011). Sin embargo, según la información proporcionada en el trabajo de Willems (2008), no es posible conocer las unidades de las distancias calculables entre los nodos, por lo tanto, para poder realizar un ejemplo práctico de esta no-linealidad, es posible considerar que para el Dataset ofrecido por el autor se aplique la Ecuación (17) para determinar tal distancia máxima, teniendo en cuenta que según los datos proporcionados, varios arcos pueden cumplir con la condición estipulada en dicha ecuación.

$$D_{max} = \min_{(i,j) \in \mathcal{A}} \{D_{i,j}\} \quad (17)$$

Para una adecuada conservación de los productos perecederos, Tsao (2013) propone establecer los respectivos costos a través de una función convexa e incremental de acuerdo al esfuerzo de mantener la frescura en la comida.

$$\sum_{i=1}^N (a + b\tau^2) \xi \lambda_i \delta_i C_i \quad (18)$$

En la Ecuación (18) se presenta el costo total del esfuerzo de conservar productos perecederos, donde τ es una variable continua que representa el esfuerzo de mantener la frescura de la comida y $(a + b\tau^2)$ representa el costo del esfuerzo de conservar esta, donde a y b son constantes; ξ es el parámetro que indica la longitud del horizonte de planeación; λ_i es el parámetro que representa la tasa de demanda de tienda minorista en clúster i ; δ_i es el parámetro que representa la densidad de tiendas en un clúster i y C_i es el parámetro que representa el área de servicio de un clúster i . A pesar que el modelo de Tsao (2013) consiste en un esfuerzo de presentar distintas no-

linealidades que se pueden presentar en una cadena de suministros de productos perecederos, resulta fuera del alcance dentro de este trabajo al considerar variables que difieren del objetivo de encontrar el flujo de productos por la red, al querer determinar el área de servicio de corporaciones de comercialización de productos agrícolas, el tiempo de ciclo y el esfuerzo de conservación de productos, teniendo en cuenta que igualmente tales decisiones también aplican como planeación táctica de una cadena de suministro pero que por escasez de data para su solución, no es posible tenerla en cuenta.

Además de las no-linealidades encontradas en el cálculo de indicadores financieros, se identificaron los indicadores para medir la eficiencia del manejo del inventario y las correspondientes al cálculo de la eficiencia del método JIT y la eficiencia de las labores operativas evidenciadas tanto en costos como en tiempos de procesamiento explicadas en las Ecuaciones (7), (8) y (10) respectivamente. La función objetivo de modelo de Tsao et al. (2017) también incluye no-linealidades para encontrar los ingresos, el costo de mantener inventario, el costo de transporte, el costo de apertura de instalaciones y finalmente el costo de invertir en RFID, término que solo se ha incluido por tal autor dentro de los documentos revisados. La no-linealidad de tal término está causado en el cálculo de la cantidad de instalaciones, en este caso de centros de distribución, que se desean asignar para cumplir con la demanda de un cluster y que el propósito de su cálculo consiste en cuantificar los costos por instalar la tecnología RFID en tales nodos, como se puede observar en la Ecuación (19). Donde TR es el costo total de la inversión en la tecnología RFID; A_i^R es la variable de decisión continua que indica el área de cobertura de los centros de distribución dentro de un cluster i ; K_X es la variable continua que define la cantidad invertida para mejorar la eficiencia operativa en costos; K_O es la variable continua que define la cantidad invertida para mejorar la eficiencia de los órdenes, también considerado como tiempo de procesamiento de órdenes y K_H es la variable continua que define la cantidad invertida para mejorar la eficiencia del método de JIT, también considerado como mejoras en los tiempos de entrega. Nótese que las variables K_H , K_X y K_O corresponden a las utilizadas en las restricciones de las Ecuaciones (7), (8) y (10) respectivamente.

$$TR = \sum_{i=1}^N \frac{C_i}{A_i^R} (K_X + K_O + K_H) \quad (19)$$

Como se puede observar en la Ecuación (19), la no-linealidad viene dada al dividir el área del cluster en la variable de decisión que define el área cubierta por un centro de distribución dentro de cada cluster, con el propósito de hallar la cantidad de centros de distribución requeridos para cumplir con la demanda generada en estos. Dado que la no-linealidad se genera en el cálculo de la cantidad de centros de distribución a asignar, no es aplicable la inclusión de tal término dentro de la red propuesta dado que se supone tal dato dentro de las redes acíclicas propuestas por Willems (2008), no obstante, el costo por invertir en la mejora de tales tipos de eficiencia se podría realizar asignando una variable que represente cada una de las inversiones realizadas de manera general en la cadena de suministro sin generar no-linealidades. Sin embargo, como se mencionaba anteriormente, en la Ecuación (9) se puede evidenciar la modificación de los cálculos de los costos de operar un nodo al utilizar la tecnología RFID y su reducción respectiva de costos que conlleva. Debido a esto, se considera que el costo total de la cadena de suministro puede incluir la no-linealidad presentada y así mismo, incluir el valor de la inversión en la tecnología similar a lo expuesto en la Ecuación (19). De esta manera, se consideraría como una posible función objetivo no-lineal en la cadena de suministro propuesta, la presente en la Ecuación (20).

$$\text{Min } Z = \sum_i \sum_t \sum_\tau c_i \cdot J \cdot P_{i,t,\tau} + K_X + K_H + K_0 \quad (20)$$

Tabla 4. *Términos no-lineales aplicables dentro de la función objetivo*

Clasificación de término no-lineal	Autor	Término no-lineal dentro de función objetivo	Ecuación	¿Aplica?
Capacidad	(Altıparmak et al., 2006)	$\text{Min } f_3 =$ $r_1 \left[\frac{\left(\sum_{k \in O_P} \left[\left(\sum_{j \in O_D} \frac{f_{kj}}{D_k} \right) - \left(\sum_{k \in O_P} \sum_{j \in O_D} \frac{f_{kj}}{D_k} \right) \right]^2}{ O_P } \right)^{\frac{1}{2}}}{ O_P } \right]^{\frac{1}{2}} +$ $r_2 \left[\frac{\left(\sum_{j \in O_D} \left[\left(\sum_i \frac{q_{ji}}{W_j} \right) - \left(\sum_{j \in O_D} \sum_i \frac{q_{ji}}{\sum_{j \in O_D} W_j} \right) \right]^2}{ O_D } \right)^{\frac{1}{2}}}{ O_D } \right]^{\frac{1}{2}}$	(15)	×
Capacidad de respuesta	(Liao et al., 2011)	$\text{Max } Z_3 = \frac{\left(\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{i \in \tau_j} d_i^k \cdot X_{ji}^k \right)}{\left(\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} d_i^k \cdot X_{ji}^k \right)}$	(16)	✓
Costo de conservación de productos	(Tsao, 2013)	$\sum_{i=1}^N (a + b\tau^2) \xi \lambda_i \delta_i C_i$	(18)	×

Costo de inversión en RFID.	(Tsao et al., 2017)	$\text{Min } Z = \sum_i \sum_t \sum_\tau c_i \cdot J \cdot P_{i,t,\tau} + K_X + K_H + K_0 \quad (20)$	✓
-----------------------------	---------------------	---	---

6. Modelo de programación matemática

A continuación, se presentan los múltiples modelos generados a analizar con distintas no-linealidades insertadas. El primero de estos, llamado de ahora en adelante como “Modelo 1”, es aquel que tiene en cuenta en la función objetivo el valor de las correspondientes inversiones en la tecnología RFID y la reducción de los costos operativos, tiempos de procesamiento y tiempos de entrega con su respectivo cálculo en las restricciones, tal como lo menciona Tsao et al. (2017) en la Ecuación (20) y las Ecuaciones (7), (8) y (10) respectivamente. El segundo de estos, llamado desde ahora “Modelo 2”, es aquel que tiene como función objetivo la maximización del porcentaje de satisfacción de demanda de nodos vendedores que estén dentro de una distancia de cobertura especificada por parte de los nodos que lo proveen sobre el total de nodos vendedores que son suministrados. Y, por último, el “Modelo 3” consiste en un problema de programación lineal entera mixta que excluye la complejidad del “Modelo 1” y “Modelo 2” que los convierte en problemas de MINLP.

6.1. Nomenclatura

En seguida, se presenta la definición de conjuntos, parámetros y variables utilizadas en los modelos de programación no-lineal para redes de cadenas de suministro multiescalón con demanda incierta.

6.1.1. Conjuntos

A continuación, en la Tabla 5 se enlistan los conjuntos y subíndices utilizados en los modelos de programación matemática formulados.

Tabla 5. *Conjuntos y subíndices*

Conjunto o subíndice	Descripción
i, j, k, l	Índices que representan cada nodo
$t, \tau, \mathfrak{t}, \mathcal{T}$	Índices que representan cada periodo
E	Conjunto de nodos de la red
P	Conjunto de nodos productores/ensambladores
H	Conjunto de nodos almacenadores
Λ	Conjunto de nodos vendedores

Conjunto o subíndice	Descripción
I	Conjunto de nodos de suministro
T	Conjunto de periodos del horizonte de planeación
Ω_i	Conjunto de nodos vendedores que se encuentran dentro de una distancia d_{max} del nodo $i \in I, P, H$ que los suministra.

6.1.2. Parámetros

A continuación, en la Tabla 6 se enlistan las constantes y parámetros asumidos para los modelos de programación matemática formulados.

Tabla 6. Constantes y parámetros

Constante o parámetro	Descripción
$m_{i,j}$	Cantidad de componentes requeridos del nodo i para fabricar un producto en nodo j
$e_{i,j}$	Tiempo de entrega desde nodo i hasta nodo j
s_i	Tiempo estándar de procesamiento de lote en nodo i
b_i	Tardanza máxima permitida en el nodo vendedor $i \in \Lambda$
r_i	Nivel de servicio mínimo esperado del vendedor $i \in \Lambda$
$\mu_{i,t}$	Demanda del nodo vendedor $i \in \Lambda$ en periodo t (según escenario)
c_i	Costo por producir en nodo i
$a_{i,j}$	Costo por transportar del nodo i al nodo j
$f_{i,t}$	Tamaño de la flota del nodo i en un periodo t
$q_{i,j}$	Capacidad máxima de productos transportados del nodo i al nodo j
p_i	Capacidad máxima de productos procesados en el nodo i
x_i	Posición x del nodo i
y_i	Posición y del nodo i
$d_{i,j}$	Distancia ortogonal entre el nodo i y el nodo j

Constante o parámetro	Descripción
ε_{max}	Tiempo máximo de un producto en la cadena de suministro
d_{max}	Máxima distancia entre nodos que se consideran cercanos
ρ	Precio de los productos en los nodos donde se origina la demanda
ω	Número muy grande
β_{ψ}	Constante de beneficio en tiempos de entrega
β_{χ}	Constante de beneficio en costos de procesamiento
β_{γ}	Constante de beneficio en tiempos de procesamiento
l_{ψ}	Eficiencia más baja alcanzada en tiempos de entrega causada por no realizar una inversión en la tecnología RFID.
u_{ψ}	Eficiencia más alta alcanzada en tiempos de entrega al realizar inversión en la tecnología RFID.
l_{χ}	Eficiencia más baja alcanzada en costos de procesamiento causada por no realizar una inversión en la tecnología RFID.
u_{χ}	Eficiencia más alta alcanzada en costos de procesamiento al realizar inversión en la tecnología RFID.
l_{γ}	Eficiencia más baja alcanzada en tiempos de procesamiento causada por no realizar una inversión en la tecnología RFID.
u_{γ}	Eficiencia más alta alcanzada en tiempos de procesamiento al realizar inversión en la tecnología RFID.

Para la determinación de las distancias entre nodos, se asumen distancias ortogonales halladas a partir de las coordenadas x_i e y_i tal como se expresa en la Ecuación (21). La distancia $d_{i,j}$ resultante es utilizada para la determinación del subconjunto Ω_i que indica aquellos nodos vendedores que se encuentran a una distancia máxima d_{max} .

$$d_{i,j} = \text{abs}(x_i - x_j) + \text{abs}(y_i - y_j) \quad \forall i, j \in E; \forall t \in T \quad (21)$$

6.1.3. Variables binarias

A continuación, en la Tabla 7 se enlistan las variables binarias asumidas para los modelos de programación matemática formulados.

Tabla 7. *Variables binarias*

Variable binaria	Descripción
$X_{i,t,\tau}$	1 si el nodo empezó su operación en el periodo t para finalizar en periodo τ , 0 de lo contrario
$Y_{i,j,t,\tau}$	1 si se envía del nodo i al nodo j en el periodo t para que llegue en el periodo τ , 0 de lo contrario

6.1.4. Variables continuas

A continuación, en la Tabla 8 se enlistan las variables continuas asumidas para los modelos de programación matemática formulados.

Tabla 8. *Variables continuas*

Variable continua	Descripción
$P_{i,t,\tau}$	Producción de nodo i iniciada en periodo t para finalizar en periodo τ
$Q_{i,j,t,\tau}$	Cantidad de productos enviados en el periodo t que se entrega en el periodo τ desde el nodo i hacia el nodo j
$I_{i,t}$	Inventario del nodo i al final del periodo t
$M_{i,j,t}$	Inventario de materia prima del nodo j proveniente del nodo i al final del periodo t
$D_{i,t}$	Demanda cumplida de nodo i en periodo t
$\tilde{D}_{i,t,\tau}$	Demanda atrasada cumplida del nodo vendedor $i \in \Lambda$ en periodo τ debida desde el periodo t
$F_{i,t}$	Demanda no cumplida del periodo t del nodo vendedor $i \in \Lambda$
$N_{i,j,t}$	Cantidad de flotas usadas por el nodo i para transportar la mercancía al cliente j en el periodo t
J_χ	Eficiencia evidenciada en los costos de la operación de los nodos al usar la tecnología RFID
K_χ	Inversión realizada en la tecnología RFID para conseguir eficiencia en los costos de operación
J_γ	Eficiencia evidenciada en los tiempos de operación de los nodos al usar la tecnología RFID

Variable continua	Descripción
K_γ	Inversión realizada en la tecnología RFID para conseguir eficiencia en los tiempos de operación
J_ψ	Eficiencia evidenciada en los tiempos de entrega entre nodos al usar la tecnología RFID
K_ψ	Inversión realizada en la tecnología RFID para conseguir eficiencia en los tiempos de entrega

6.2. Supuestos

Dada la complejidad que pueden observarse en todos los sistemas, resulta bastante complejo modelar cada uno de los comportamientos emergentes que pueden generarse a causa de una alta sensibilidad a ciertas condiciones iniciales que, en este caso, pueden ocurrir en cadenas de suministro. Por tal razón, es necesario identificar todos los supuestos utilizados para plantear la formulación del problema de programación matemático señalado a continuación.

- La estructura de las cadenas de suministro a modelar está completamente definida y consisten en casos reales planteados en el documento de Willems (2008).
- Las cadenas de suministro están compuestas por nodos de suministro “Part”, nodos de producción “Manuf”, nodos de almacenamiento “Dist” y nodos vendedores “Retail”.
- Los nodos de producción son los únicos en donde se puede almacenar materia prima y también los únicos donde puede existir un multiplicador que los une con los nodos predecesores, el cual refleja la cantidad de material requerida del nodo predecesor para fabricar una unidad en el nodo de producción.
- Siguiendo la observación de Willems (2008), todos los multiplicadores se asumen como 1 para las cadenas de suministro planteadas, sin embargo esto puede ser modificado de acuerdo con la estructura de cada una.
- La demanda puede estar generada en nodos vendedores, también llamados “Retail” o también en los nodos distribuidores, también llamados “Dist” que, en caso de no corresponder a un punto de origen de la demanda, puede referirse a un nodo de almacenamiento.
- La demanda se asume que sigue una distribución de probabilidad normal y se supone conocido el promedio demandado diario con su respectiva desviación estándar para cada nodo donde se origine esta.
- Un periodo en el modelo consiste en una semana de 7 días en los cuales cada uno de estos posee los mismos parámetros para la demanda. Teniendo en cuenta las demostraciones planteadas por Canavos (1988) en las Ecuaciones (22) y (23), en donde se explica que el valor esperado de la multiplicación de una variable aleatoria X por una constante a , el resultado será la multiplicación del valor esperado $E(X)$ por la constante a , mientras que para el caso de la varianza, el resultado será la multiplicación

de a^2 por la varianza de la variable aleatoria. A partir de esta definición, se puede afirmar que para hacer la modificación en las longitudes de los periodos, los parámetros de la demanda planteada por Willems (2008) pueden ser multiplicados por la nueva longitud del periodo, la cual correspondería a la constante a , sin alterar la veracidad de la información de la variable aleatoria.

$$E(aX + b) = aE(X) + b \quad (22)$$

$$Var(aX + b) = a^2Var(X) \quad (23)$$

- Todos los nodos donde se origine la demanda poseen un nivel de servicio mínimo que se debe cumplir y un tiempo de espera máximo para recibir las ordenes demandadas en periodos anteriores.
- El inventario inicial de producto terminado y de materia prima será 0 para todos los nodos, por lo tanto, el nivel de servicio se calculará a partir del periodo en el cual un producto llega a un nodo donde se origine la demanda pasando por todos los nodos que requiere para llegar hasta ese punto partiendo desde los nodos de suministro en un periodo 0.
- Se asume que el precio del producto vendido en los nodos donde se origina la demanda es constante durante los periodos y es el mismo independientemente del nodo que lo comercializa.
- Se asume que para definir la demanda de cada periodo de los nodos en cada uno de los casos tenidos en cuenta se usa el procedimiento explicado en el punto: Demanda incierta.
- Se realizará la planeación de la cadena de suministro para 16 periodos (semanas) y solo se tendrán en cuenta las instancias del trabajo de Willems (2008) en las que el tiempo máximo de un producto en la cadena de suministro es menor a 15 semanas, es decir, que se pueda observar el comportamiento de la cadena de suministro para cumplir al menos la primera demanda. Igualmente, no se tendrán en cuenta aquellas cadenas de suministro en las cuales las distancias de los arcos comprendidos por los nodos vendedores y sus nodos que los suministran sea la misma, dado que la función objetivo que se desea plantear en la Ecuación (17) siempre daría como resultado 1. De acuerdo

con lo anterior no se tendrán en cuenta las instancias: 4, 5, 10, 12, 14, 16, 19, 20, 22, 26, 27, 28 y 32.

- La distancia máxima considerada para la maximización de la satisfacción de nodos que suministran a los puntos de venta en los que se origina la demanda, de acuerdo con lo planteado por Altiparmak et al. (2006) y según la información proveída por Willems (2008), se considerará de acuerdo con lo establecido en la Ecuación (17).
- Dado que en la información suministrada por Willems (2008) no posee el dato de la capacidad máxima de los nodos ni de los arcos, se consideró como constante durante el horizonte de planeación y se calculó como el promedio de demanda diario máximo que puede tener un nodo, multiplicado por los siete días que componen un periodo y multiplicado por la máxima cantidad de días que puede durar un producto dentro de la cadena de suministro.
- La capacidad máxima de los arcos se consideró como constante para los periodos y se calculó a partir de la capacidad de cada nodo, de tal forma que la capacidad del nodo será igual a la suma de las capacidades de los arcos que lo conectan con los nodos sucesores, teniendo en cuenta que todos los arcos que poseen el mismo nodo de origen tendrán el mismo valor de capacidad.
- El tiempo de entrega fue calculado a partir de los nodos de transporte llamados “Trans” por Willems (2008). Todos los tiempos y costos de procesamiento en tales nodos fueron traducidos a tiempos de entrega y costos de entrega del arco que se genera al eliminar tal nodo. Para el resto de arcos se consideró 0 como tiempo de entrega, es decir, un abastecimiento inmediato. Mientras que el costo transportar una unidad en el resto de arcos se consideró como 0.01.
- El costo de procesamiento para algunos nodos de ciertas instancias en los cuales es 0 dentro de la información estipulada por Willems (2008), se penalizó con un costo de 0.1.
- La cantidad de flotas disponibles para transportar la mercancía se determinó a partir de la cantidad de arcos adyacentes del nodo. Es decir, si un nodo posee tres arcos que se comunican con sus tres clientes tendrá 3 flotas disponibles para movilizar sus mercancías hacia estos.

6.3. Modelo propuesto

Como se mencionaba anteriormente, en este trabajo se proponen dos modelos de programación no-lineal y una comparación con un modelo de programación lineal, de los cuales cada uno usa ciertas Ecuaciones planteadas a continuación. El Modelo 1 tiene como función objetivo la Ecuación (24) y como restricciones las Ecuaciones: (27) – (49), mientras que el Modelo 2 tiene como función objetivo la Ecuación (25) y como restricciones las Ecuaciones: (27) - (42) y (46) - (47). Por último, el Modelo 3, el cual a diferencia de los anteriores es un problema de MILP, tiene como función objetivo la Ecuación (26) y como restricciones las Ecuaciones: (27) - (42) y (46) - (47).

6.3.1. Funciones objetivo propuestas

$$\begin{aligned} \text{Max } Z = \rho \sum_i \sum_t \sum_\tau (D_{i,t} + \tilde{D}_{i,t,\tau}) - \sum_i \sum_t \sum_\tau c_i \cdot P_{i,t,\tau} \cdot J_\chi \\ - \sum_i \sum_j \sum_t \sum_\tau a_{i,j} \cdot Q_{i,j,t,\tau} - K_\chi - K_\psi - K_\gamma \end{aligned} \quad (24)$$

$$\text{Max} = \frac{\sum_{i \in H} \sum_{j \in \Omega_i} \sum_{t \in T} \sum_{\tau \in T} Q_{i,j,t,\tau}}{\sum_{i \in H} \sum_{j \in \Lambda} \sum_{t \in T} \sum_{\tau \in T} Q_{i,j,t,\tau}} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \text{Max } Z = \rho \sum_i \sum_t \sum_\tau (D_{i,t} + \tilde{D}_{i,t,\tau}) - \sum_i \sum_t \sum_\tau c_i \cdot P_{i,t,\tau} \\ - \sum_i \sum_j \sum_t \sum_\tau a_{i,j} \cdot Q_{i,j,t,\tau} \end{aligned} \quad (26)$$

En la Ecuación (24), (25) y (26) se pueden observar las funciones objetivo planteadas, las cuales pretenden encontrar las mejores soluciones de las instancias del autor Willems (2008). El primero, el cual consiste en un problema de maximización de utilidades de la cadena de suministro, utiliza la Ecuación (24). Tal función objetivo, posee un primer término lineal correspondiente con los ingresos brutos recibidos por concepto de las ventas realizadas en los nodos donde se origina la demanda; el segundo término no-lineal que determina los costos de producción de todos los nodos durante el horizonte de planeación, los cuales se ven reducidos por un factor J_χ causados por la implementación de la tecnología RFID dentro de los procesos logísticos de la cadena de suministro y por ende en sus costos de procesamiento; el tercer término de tal función objetivo explica los costos de transportar mercancía por los arcos de la cadena de suministro durante todos

los periodos, mientras que las últimas variables K_x , K_ψ y K_y dentro de tal ecuación, representa la inversión realizada en la tecnología RFID, con el propósito de reducir costos de operación, mejorar procesos de entrega y gestionar de mejor manera las ordenes que se procesan en cada nodo correspondientemente, como planteó el autor Tsao et al. (2017).

Por otro lado, en la Ecuación (25) se evidencia una función objetivo no-lineal, la cual representa una tasa de satisfacción de la demanda por parte de nodos que se encuentran a una distancia d_{max} de los nodos donde se origina la demanda, también llamado conjunto Ω_i de acuerdo con Liao et al. (2011). Mientras que en la Ecuación (26) se puede evidenciar una de las funciones objetivo lineales más usadas dentro de la literatura de las cadenas de suministro, la cual es la maximización de utilidades con términos lineales.

6.3.2. Restricciones propuestas

Cada función objetivo puede estar sujeta a las siguientes restricciones:

- Balance

En la Ecuación (27), se puede observar la restricción que representa el balance del inventario de producto final de cada nodo i de suministro, producción o almacenamiento en cada periodo τ , el cual se reduce por la cantidad transportada de producto final Q a los nodos j correspondientes a nodos de producción, almacenamiento o vendedores, enviados en un periodo τ para llegar en un periodo t . Mientras que, puede verse aumentado por el inventario del periodo anterior y la producción del nodo empezada en un periodo t previo para ser obtenida en un periodo τ .

$$I_{i,\tau} = I_{i,\tau-1} - \sum_{j \in P,H,\Lambda} \sum_{t \geq \tau \in T} Q_{i,j,\tau,t} + \sum_{t \leq \tau \in T} P_{i,t,\tau} \quad \forall i \in I,P,H; \forall \tau \in T \quad (27)$$

En la Ecuación (28), se representan el conjunto de restricciones asociadas al balance de inventario de los nodos vendedores, los cuales, a diferencia de los nodos de suministro, producción y almacenamiento, se ven afectados directamente por la demanda. Mientras para la restricción de la Ecuación (27) el inventario de producto final se reduce por la cantidad transportada a los nodos dependientes, para la restricción de los nodos vendedores el inventario se ve reducido por la

cantidad demandada cumplida D en un periodo τ y la demanda \tilde{D} cumplida en un periodo τ pero debida desde un periodo t .

$$I_{i,\tau} = I_{i,\tau-1} - D_{i,\tau} + \sum_{t \leq \tau \in T} P_{i,t,\tau} - \sum_{t \geq \tau - b_i}^{\tau} \tilde{D}_{i,t,\tau} \quad \forall i \in \Lambda; \forall \tau \in T \quad (28)$$

La Ecuación (29), contiene las restricciones del balance de inventario de materia prima de cada producto suministrado de nodos i proveedores, de producción o de almacenamiento para los nodos j de fabricación o ensamblaje en cada periodo τ . Este inventario de materia prima corresponderá al mismo del periodo anterior, aumentando de acuerdo a la cantidad transportada Q de nodos precedentes i que fue enviada en un periodo previo t y que llegó en un periodo τ . No obstante, el inventario de materia prima es reducido de acuerdo a la cantidad P procesada de materia prima para finalizar en un periodo t multiplicada por la cantidad necesaria m de productos suministrados de un nodo i para obtener una unidad de producto del nodo j .

$$M_{i,j,\tau} = M_{i,j,\tau-1} - \sum_{t \geq \tau \in T} m_{i,j} \cdot P_{j,\tau,t} + \sum_{t \leq \tau \in T} Q_{i,j,t,\tau} \quad \forall i \in I, P, H; \forall j \in P; \forall \tau \in T; \forall (i, j) \in A \quad (29)$$

- Demanda

La Ecuación (30) explica la constitución de la demanda del escenario analizado μ del nodo vendedor i en el periodo τ , la cual se encuentra compuesta por la demanda cumplida D del nodo vendedor i y el déficit de este en el periodo t , el cual está compuesto por la demanda no cumplida F y la demanda \tilde{D} cumplida en periodos τ posteriores al periodo t pero que fue entregada dentro del límite de tardanza b_i permitido para el vendedor.

$$D_{i,t} + \sum_{\tau=t}^{t+b_i} \tilde{D}_{i,t,\tau} + F_{i,t} = \mu_{i,t} \quad \forall i \in \Lambda; \forall t \in T \quad (30)$$

- Producción

La Ecuación (31) restringe la cantidad producida por los nodos j que ejecutan actividades de fabricación o ensamblaje con materiales suministrados de nodos i proveedores, productores o

almacenadores. La cantidad P que se podrá empezar a producir en un periodo τ dependerá del inventario de materia prima M del periodo $\tau - 1$ proveniente de cada nodo i y la cantidad de materia prima transportada de cada uno de estos que fue enviada en un periodo t para llegar en el periodo τ . Además, dado que un componente fabricado en un nodo j requiere de cierta cantidad m de productos del proveedor i , se debe dividir en tal cantidad en los inventarios y en la cantidad que recibe el nodo j del proveedor i . Igualmente, como no es posible producir un producto en el nodo j si no hay existencias de productos de un proveedor i , la desigualdad explica que la cantidad P máxima que se producirá será la cantidad mínima de inventario de materia prima de todos los proveedores i .

$$\sum_{t \geq \tau \in T} P_{j,\tau,t} \leq \frac{M_{i,j,\tau-1}}{m_{i,j}} + \sum_{t \leq \tau \in T} \frac{Q_{i,j,t,\tau}}{m_{i,j}} \quad \forall i \in I, P, H; \forall j \in P; \forall \tau \in T; \forall (i, j) \in A \quad (31)$$

Por otro lado, para los nodos que son productores y vendedores, dado que no requieren materia prima para su producción sino que se encargan de almacenar y realizar actividades logísticas con los productos entrantes, se considera que la cantidad P que entra a producción al nodo j en el periodo τ será la cantidad Q saliente de los nodos i proveedores, productores o almacenadores en un periodo t que entra al nodo j en el periodo τ , tal como lo expresa la Ecuación (32).

$$\sum_{t \geq \tau \in T} P_{j,\tau,t} = \sum_{i \in I, P, H; (i, j) \in A} \sum_{t \leq \tau \in T} Q_{i,j,t,\tau} \quad \forall j \in H, \Lambda; \forall \tau \in T \quad (32)$$

- Tiempos de operación

Para los tiempos de producción, dado que estos pueden considerarse como los tiempos la ejecución de actividades requeridas para el procesamiento de los productos en un nodo (Willems, 2008), entonces puede considerarse que tanto nodos de suministro, como productores, almacenadores y vendedores, tienen un tiempo en el cual deben efectuar tales actividades. Además, ya que todos los nodos tienen un tiempo requerido para el procesamiento con el cual se suple la demanda final de la cadena de suministro, se debe considerar que aquel tiempo será la ventana de tiempo en la que estará bloqueado cada nodo independientemente de la cantidad procesada. De acuerdo con lo anterior, se requieren de dos restricciones de forma general, una en la cual se calcule

el periodo en el cual se terminará de procesar la orden dentro del nodo y otra, en la cual se elimine la posibilidad de estar procesando dos o más ordenes al tiempo. Para la primera restricción se puede utilizar la Ecuación (33), la cual determina el periodo en el que se terminará de procesar la mercancía en el nodo de acuerdo con el tiempo estándar s de cada uno, o, la Ecuación (34) cuyo tiempo estándar s se podría ver reducido por la variable de eficiencia en tiempos de operación J_γ al implementar tecnología RFID.

$$\sum_{\tau \geq t \in T} \tau \cdot X_{i,t,\tau} + \omega \cdot \left(1 - \sum_{\tau \geq t \in T} X_{i,t,\tau}\right) \geq t + s_i \quad \forall i \in E; \forall t \in T \quad (33)$$

$$\sum_{\tau \geq t \in T} \tau \cdot X_{i,t,\tau} + \omega \cdot \left(1 - \sum_{\tau \geq t \in T} X_{i,t,\tau}\right) \geq t + (s_i \cdot J_\gamma) \quad \forall i \in E; \forall t \in T \quad (34)$$

Por otro lado, teniendo en cuenta que debe restringirse la cantidad de lotes que se están procesando al tiempo en cada nodo y limitarlo a solo uno, se debe agregar la segunda restricción a través de la Ecuación (35). Con el primer término del lado izquierdo de la restricción se determinará cuantas ordenes se han empezado a procesar hasta un instante t en el nodo i , mientras que, con el segundo término se pretende encontrar cuantas ordenes se han finalizado en un instante t en tal nodo. Por lo anterior, tal resta de ordenes debería dar 0 en caso de haber finalizado lo que se inició y no estar procesando nada en tal periodo, o, 1 en caso de estar procesando una orden en el instante t .

$$\sum_{t \leq t \in T} \sum_{\tau \geq t \in T} X_{i,t,\tau} - \sum_{t \leq \tau \in T} \sum_{\tau \leq t \in T} X_{i,t,\tau} \leq 1 \quad \forall i \in E; \forall t \in T \quad (35)$$

- Tiempos de entrega

Análogo a los tiempos de operación, los tiempos de entrega también requieren dos restricciones las cuales son similares a las presentadas anteriormente. Con la primera se pretende determinar el tiempo de entrega, bien sea incluyendo la eficiencia en tal aspecto o sin incluirla, y, con la segunda se busca determinar la cantidad de pedidos que están siendo transportados desde cierto nodo. Para la primera restricción se pueden utilizar las restricciones (36) y (37), las cuales de manera general buscan determinar los instantes τ en los cuales se entregan los pedidos enviados en un periodo t desde un nodo i a un nodo j . A diferencia de la Ecuación (36), la Ecuación (37)

tiene en cuenta la reducción J_γ por la inversión en la tecnología RFID enfocada hacia la mejora de los tiempos de entrega.

$$\sum_{\tau \geq t \in T} \tau \cdot Y_{i,j,t,\tau} + \omega \cdot \left(1 - \sum_{\tau \geq t \in T} Y_{i,j,t,\tau} \right) \geq t + s_i \quad \forall (i,j) \in A; \forall t \in T \quad (36)$$

$$\sum_{\tau \geq t \in T} \tau \cdot Y_{i,j,t,\tau} + \omega \cdot \left(1 - \sum_{\tau \geq t \in T} Y_{i,j,t,\tau} \right) \geq t + (s_i \cdot J_\gamma) \quad \forall (i,j) \in A; \forall t \in T \quad (37)$$

Mientras que con la Ecuación (38), utilizando la misma lógica de la Ecuación (35), se pretende calcular la cantidad de pedidos que están siendo llevados a través de cada arco de la red en un instante t por medio de la variable $N_{i,j,t}$.

$$\sum_{t \leq \tau \in T} \sum_{\tau \in T} Y_{i,j,t,\tau} - \sum_{t \leq \tau \in T} \sum_{\tau \leq t \in T} Y_{i,j,t,\tau} = N_{i,j,t} \quad \forall (i,j) \in A; \forall t \in T \quad (38)$$

- Tamaño de flota

A partir del cálculo de la variable $N_{i,j,t}$ es posible agregar la restricción concerniente con el tamaño de flota de cada nodo, que, de acuerdo con los supuestos planteados resulta ser limitada. Con la Ecuación (39), se restringe que para cada nodo i en un periodo t , la cantidad de flotas que se están utilizando para llevar pedidos a los nodos j a los que está conectado, deben ser menor o igual que la cantidad de flotas f disponibles de tal nodo.

$$\sum_{j \in E; (i,j) \in A} N_{i,j,t} \leq f_{i,t} \quad \forall i \in E; \forall t \in T \quad (39)$$

- Capacidad

Con las Ecuaciones (40) y (41) es posible enlazar las variables de cantidad de producción P y de cantidad transportada Q con las variables binarias de activación X e Y respectivamente. Adicionalmente, es posible a través de tales ecuaciones establecer el límite máximo de cantidades, bien sea producida o transportada.

$$P_{i,t,\tau} \leq p_{i,t} \cdot X_{i,t,\tau} \quad \forall i \in E; \forall t, \tau \geq t \in T \quad (40)$$

$$Q_{i,j,t,\tau} \leq q_{i,j,t} \cdot Y_{i,j,t,\tau} \quad \forall (i,j) \in A; \forall t, \tau \geq t \in T \quad (41)$$

- Nivel de servicio

Teniendo en cuenta que cada nodo vendedor tiene un nivel de servicio que debe cumplir el cual consiste en la fracción de la demanda que es cumplida a partir del inventario disponible (Chopra & Meindl, 2013), es posible representar la restricción con la Ecuación (42). Allí, es posible evidenciar que la tasa que representa el nivel de servicio de cada nodo se halla a partir de la suma de las demandas cumplidas D de cada nodo i en todo el horizonte de planeación dividido en la suma de la demanda total μ del nodo para todos los periodos, la cual debe ser igual o superior al nivel de servicio mínimo ofrecido l_i . Cabe aclarar que para evitar la infactibilidad del problema, se calculan las demandas únicamente desde el periodo en el cual el producto con mayor tiempo en la cadena de suministro alcanzó a llegar al nodo donde se genera la demanda final partiendo desde un instante 0 en el respectivo nodo de origen.

$$\frac{\sum_{t \geq \varepsilon_{max} \in T} D_{i,t}}{\sum_{t \geq \varepsilon_{max} \in T} \mu_{i,t}} \geq l_i \quad \forall i \in \Lambda \quad (42)$$

- Inversión en RFID

A continuación, se pueden evidenciar las restricciones no-lineales correspondientes al Modelo 2 propuesto, las cuales consisten en una adaptación de las planteadas en Lee & Lee (2010) y Tsao et al. (2017). En las Ecuaciones (43), (44) y (45) se evidencia el cálculo de las eficiencias conseguidas en costos, tiempos de operación y tiempos de entrega respectivamente, a partir de la inversión realizada en RFID con tales propósitos.

$$J_X = v_X + (l_X - v_X) \cdot e^{-\beta_X \cdot K_X} \quad (43)$$

$$J_Y = v_Y + (l_Y - v_Y) \cdot e^{-\beta_Y \cdot K_Y} \quad (44)$$

$$J_\psi = v_\psi + (l_\psi - v_\psi) \cdot e^{-\beta_\psi \cdot K_\psi} \quad (45)$$

- Naturaleza de las variables de decisión

$$X_{i,t,\tau}, Y_{i,j,t,\tau} \in \{0,1\} \quad \forall i,j \in E; \forall (i,j) \in A; \forall t,\tau \in T \quad (46)$$

$$P_{i,t,\tau}, Q_{i,j,t,\tau}, I_{i,t}, M_{i,j,t}, D_{i,t}, \tilde{D}_{i,t,\tau}, F_{i,t}, N_{i,j,t} \geq 0 \quad \forall i,j \in E; \forall (i,j) \in A; \forall t,\tau \in T \quad (47)$$

$$K_\chi, K_\gamma, K_\psi \geq 0 \quad (48)$$

$$0 \leq J_\chi, J_\gamma, J_\psi \leq 1 \quad (49)$$

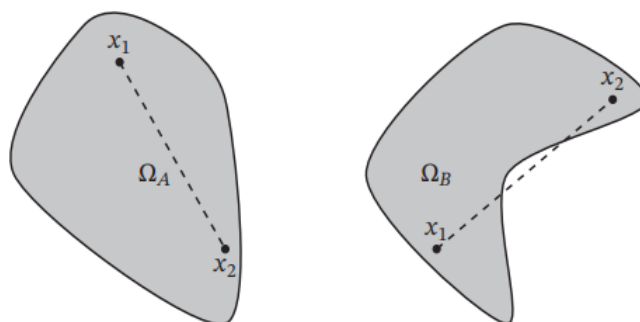
6.4. Convexidad

La convexidad es una característica fundamental en los problemas de programación matemática, dado que según el Teorema del Óptimo global: “En un problema de optimización convexa, todo óptimo local es un óptimo global” (Ruiz, 2020). Para comprender el término de optimización convexa, se debe partir de los componentes que caracterizan un problema de programación convexa, en los cuales existe una función convexa (cóncava) que se minimiza (maximiza) dentro de una región de factibilidad convexa. Por ejemplo, un modelo de optimización convexa puede representarse con la Ecuación (50). Allí, se puede observar que si en el problema de minimización tanto f como h_j son funciones convexas y g_i son funciones afines, consiste en un problema convexo y cualquier punto óptimo local consistirá en el óptimo global del problema.

$$\begin{aligned} \min f(x) \\ g_i(x) &= 0 \\ h_j(x) &\leq 0 \end{aligned} \quad (50)$$

Un conjunto convexo, el cual puede referirse a las restricciones que componen un problema de optimización, puede considerarse de esta forma si se pueden tomar cualquier par de puntos dentro de este conjunto de forma que la semirrecta que une dichos puntos también pertenezca al conjunto (Ruiz, 2020).

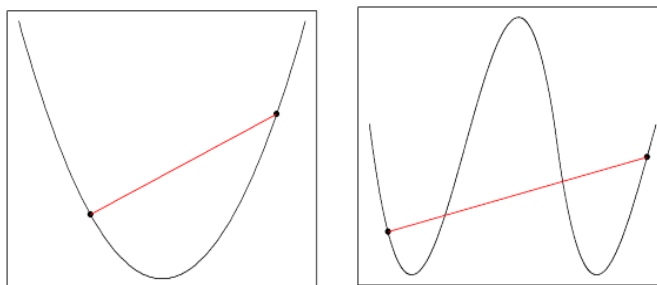
Figura 50. Ejemplo de un conjunto convexo (izquierda) y un contraejemplo de un espacio no convexo (derecha).



Nota. Tomado de *Optimización convexa* (p. 47), por A. G. Ruiz, 2020.

Similar al ejemplo gráfico expuesto en la Figura 50, se puede entender una función convexa como aquella curva en la cual, el segmento de recta formado cada par de puntos $(x, f(x))$ y $(y, f(y))$ en la gráfica de la función f está por encima de esta (Ruiz, 2020), como se puede evidenciar en la Figura 51. Sin embargo, dada la definición de un conjunto convexo, se puede afirmar una función es convexa si y solo si es convexa cuando está restringida a cualquier línea que interseca su dominio (Boyd & Vandenberghe, 2004).

Figura 51. Ejemplo de una función convexa (izquierda) y un contraejemplo de una función no convexa (derecha)

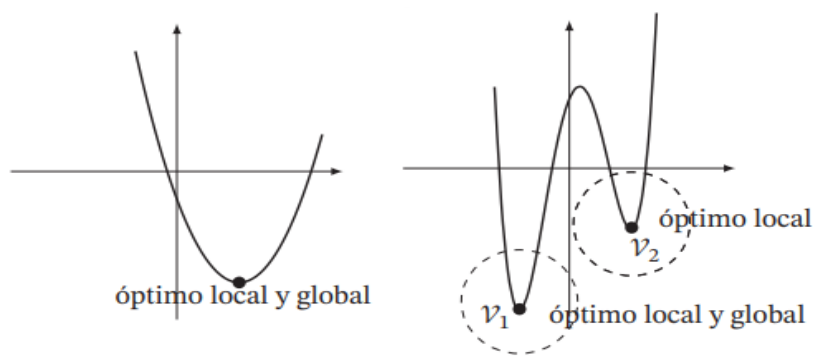


Nota. Adaptado de *Optimizers for machine learning*, por Raffi Mohammad, 2021. Medium. <https://medium.com/analytics-vidhya/optimizers-for-machine-learning-302323e4e896>

Con la Figura 51 y la respectiva explicación dada, se puede dar una primera aproximación al entendimiento el teorema anteriormente planteado, el cual explica que para los modelos de optimización convexos el óptimo local será un óptimo global, mientras que, aquellos que no

cumplen con las condiciones establecidas previamente, los óptimos locales del problema no necesariamente corresponderán a un óptimo global, tal como se puede evidenciar en la Figura 52.

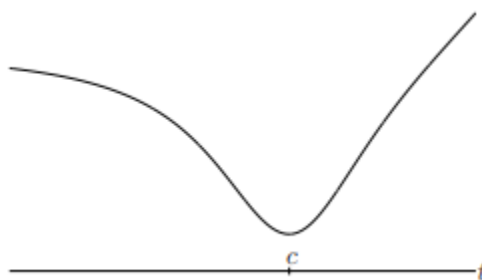
Figura 52. Ejemplo de puntos locales y globales. Función convexa (izquierda) función no convexa (derecha)



Nota. Adaptado de *Optimización convexa* (p. 20), por A. G. Ruiz, 2020.

Adicional a esto, existen otras funciones que son llamadas quasiconvexas, las cuales para considerarse de esta forma deben cumplir si y solo si al menos una de las siguientes condiciones: f es no decreciente, f es no creciente, hay un punto $c \in \text{Dom } f$ tal que para $t \leq c$ (y $t \in \text{Dom } f$) f no es creciente, y para $t \geq c$ (y $t \in \text{Dom } f$), f no es decreciente (Boyd & Vandenberghe, 2004). Estas funciones quasiconvexas generan que un modelo de minimización se convierta en un problema quasiconvexo, denominación igualmente utilizada para problemas de maximización con funciones quasicóncavas.

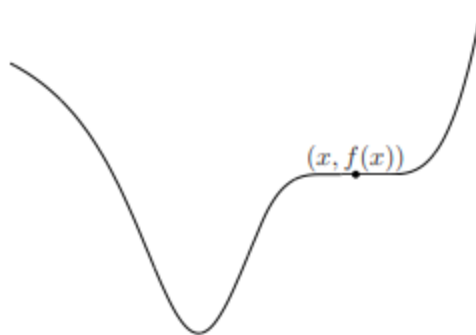
Figura 53. Función quasiconvexa



Nota. El gráfico presenta una función no decreciente para $t \leq c$ y no creciente para $t \geq c$. Tomado de *Convex Optimization* (p. 100), por S. Boyd, 2004.

De acuerdo como lo menciona Boyd & Vandenberghe (2004), contrario a los problemas convexos, en los problemas quasiconvexos las soluciones óptimas locales no corresponden al óptimo global del problema, dado que una función quasiconvexa f con un óptimo local en un punto x en el cual la condición de optimalidad $f'(x) = 0$, valido para funciones convexas, no necesariamente puede ser un óptimo global, tal como se representa en la Figura 54.

Figura 54. *Función quasiconvexa con un óptimo global distinto a un óptimo local*



Nota. Tomado de *Convex Optimization* (p. 145), por S. Boyd, 2004.

A partir de lo anterior, se puede reconocer la importancia que tiene la convexidad en los problemas de optimización matemática y, además, considerando la afirmación dada por Ruiz (2020), se puede asegurar que la complejidad computacional está más ligada con la convexidad del problema que con la linealidad en sí. Por lo tanto, resulta necesario determinar si los modelos anteriormente planteados consisten en problemas de optimización convexa. No obstante, los modelos de MINLP o programación no-lineal entera mixta se caracterizan por ser de bastante complejidad dado que, además de las no-linealidades y las variables discretas, por definición se considera como no convexo pero que, podrían considerarse convexas si cumplen ciertas condiciones siendo relevante una de ellas: la relajación continua del problema que se obtiene omitiendo la condición de integralidad (Burer & Letchford, 2012). No obstante, la relajación continua de un problema de MINLP no convexo es en sí mismo un problema de optimización global y, por lo tanto, es probable que sea NP-Hard (Burer & Letchford, 2012). Además, así se realice tal relajación continua, la no convexidad en los problemas de MINLP persistirá mientras este contenga restricciones no-lineales con igualdad (Lundell & Kronqvist, 2021), tal como las planteadas en las Ecuaciones (43), (44) y (45) para el Modelo 1.

Por otro lado, para el Modelo 2, dado que es un problema de programación fraccional con funciones lineales en el nominador y en el denominador, se considera que es un problema quasiconvexo siempre y cuando el dominio del denominador sea mayor a 0. Por esta razón y teniendo en cuenta la explicación dada previamente con respecto a la dificultad de encontrar óptimos globales para problemas quasiconvexos, se considera que ninguno de los dos modelos no-lineales planteados resulta ser de programación convexa, provocando que, a la hora de solucionar el modelo es muy probable que no se alcance a llegar al óptimo global de cada problema.

7. Método de solución

De acuerdo con lo revisado en el estado del arte, los Solvers se han utilizado en aproximadamente la mitad de los documentos donde se propusieron modelos de programación no-lineal para una planeación táctica en las cadenas de suministro multiescalón. Además, teniendo en cuenta la complejidad causada en la generación de la representación de la solución para los modelos propuestos, se dificulta el uso de metaheurísticas, las cuales son utilizadas comúnmente para la solución de múltiples problemas dado que pueden encontrar el óptimo global o cercano a este con un costo computacional factible (Goodarzian et al., 2020). Además, en la mayoría de los casos los investigadores que han propuesto problemas de programación no-lineal entera mixta, procuran encontrar una solución lo suficientemente buena en un tiempo computacional razonable debido a la complejidad que caracteriza tales modelos, por lo tanto un solver o alguna heurística resulta ser una muy buena opción para solucionar un problema de MINLP (Lundell & Kronqvist, 2021).

Inicialmente, para resolver el modelo propuesto que pretende ser un instrumento para realizar la planeación táctica de cadenas de suministro, se realizó una búsqueda de algunos solvers del software MATLAB para dar solución a modelos de programación matemática no-lineal con los cuales se pudiera conseguir un óptimo global al problema, similar a lo realizado por Li & Jiang (2012) por medio de algoritmos genéticos ofrecidos por la herramienta. De esta manera se encontró que con el “Global Optimization Toolbox” se pueden utilizar los siguientes solvers diseñados a partir de metaheurísticas: Genetic Algorithm “ga”, Particle Swarm “particleswarm”, Simulated Annealing “simulannealbnd”, entre otros (Mathworks, 2014). No obstante, solo el primero de ellos es apto para solucionar problemas restringidos a partir de ecuaciones y no únicamente ciertos límites máximos para las variables.

Continuando la búsqueda haciendo uso del software MATLAB, se encuentra que a partir de otras funciones como: “fminbnd”, “fmincon”, “fminsearch”, “fminunc” también se puede dar solución a problemas de programación matemática no-lineal. Pero, al igual que con las metaheurísticas, solo fue posible utilizar una de las funciones, siendo “fmincon” dado que las otras no permiten dar solución al modelo propuesto por distintos motivos: solo se permite una única variable o solo admite problemas irrestrictos. Por tal razón, en un inicio se utilizaron las funciones “fmincon” y “ga” como solvers de MATLAB para dar respuesta al modelo, con los cuales no se

logró conseguir una solución factible al problema para la instancia más pequeña, debido a la gran cantidad de variables y restricciones que resultaban tener un alto grado de impacto computacional para las herramientas de optimización.

Posterior a esto, se cambió de software y se empezó a utilizar el programa más utilizado dentro de los autores revisados para dar solución a sus respectivos problemas no-lineales de cadenas de suministro multiescalón para una planeación táctica, GAMS. Dentro de los solvers disponibles para problemas MINLP, haciendo uso de una licencia gratuita, se identificaron únicamente los solvers “Bonmin” y “Couenne”, con los cuales, a diferencia de MATLAB se consiguió una solución factible y en algunas ocasiones óptima (local) dentro de un tiempo límite de 30 minutos. Con el propósito de identificar mejores soluciones a las obtenidas con “BONMIN” y “COUENNE”, a través de la integración entre GAMS y LINGO, se utilizó el solver “LINGO” utilizando el lenguaje de GAMS y se consiguieron soluciones con óptimos locales en un tiempo de 30 minutos.

Por lo anterior, y de acuerdo con la Figura 34 y Figura 35, para los modelos no-lineales se propone como método de solución el uso de solvers como LINGO, el cual fue el más utilizado dentro de los solvers para resolver problemas de planeación táctica para modelos no-lineales de cadenas de suministro, BONMIN y COUENNE, mientras que, para el modelo lineal propuesto con el cual se compararán los problemas no-lineales, se hará uso del solver CPLEX, todos estos a través del software de modelamiento GAMS.

7.1. LINGO

LINGO, como se mencionó anteriormente, ha sido comúnmente utilizado para resolver los problemas en cuestión de cadenas de suministro multiescalón a un nivel táctico (Arasteh, 2020; Bagul & Mukherjee, 2016; Firoozi et al., 2013; Pazhani et al., 2016) e incluso en ciertos trabajos ha sido aplicado a problemas complejos y/o con un considerable tamaño en las instancias utilizadas (Guerrero Campanur et al., 2018; A. Hasani et al., 2012; Miranda & Garrido, 2004; Nasiri et al., 2010).

LINGO y LINDO, como se pudo evidenciar en la Figura 35, son dos softwares distintos pero desarrollados por la misma empresa Lindo Company (Mohamadabadi et al., 2018). LINGO es un software bastante ligero y posee una alta capacidad para solucionar problemas con un gran

número de variables y restricciones (Mohamadabadi et al., 2018), lo cual se evidenció con las pruebas iniciales que se realizaron con los solvers mencionados previamente. A pesar que el solver no-lineal utilizado por LINGO puede garantizar óptimos globales únicamente si se plantea un problema convexo, característica que no cumplen los modelos planteados, este puede también garantizar óptimos locales de tal forma que el método de solución sea menos exhaustivo y más diversificado con el propósito de no estancarse en un mismo óptimo local. Para esto, emplea estrategias de Branch-and-bound para dividir un modelo en muchas subregiones convexas, además de ofrecer una función de inicio múltiple que reinicia el solver no-lineal desde una serie de puntos generados de forma inteligente, permitiendo que el solver encuentre una cantidad de puntos localmente óptimos e informe el mejor encontrado. Finalmente, LINGO puede linealizar automáticamente una serie de relaciones no lineales mediante la adición de restricciones y variables enteras para que el modelo lineal transformado sea matemáticamente equivalente al modelo no-lineal original (LINDO Systems Inc, 2020). Teniendo en cuenta lo anterior, se presentan algunas de las características u opciones utilizadas por el solver “LINGO” para conseguir unos buenos resultados en un tiempo relativamente corto:

Tabla 9. Características del solver no-lineal de LINGO

Opción	Valor usado	Descripción
Initial Nonlinear Feasibility Tols	0.001	Se utilizan para controlar las tolerancias de factibilidad para el solver no lineal
Final Nonlinear Feasibility Tols	10^{-6}	
Nonlinear Optimality Tolerance	10^{-7}	Mientras resuelve el modelo, el solver no lineal calcula constantemente un gradiente, el cual es la tasa de mejora de la función objetivo para pequeños cambios en las variables. Si el cálculo de la tasa de mejora del gradiente para una variable dada es menor o igual que la Tolerancia de optimización no lineal, los ajustes adicionales al valor de la variable no se consideran beneficiosos. Disminuir esta tolerancia hacia un límite de 0 tenderá a hacer que el solucionador se ejecute

Opción	Valor usado	Descripción
Slow Progress Iteration Limit	5	<p>durante más tiempo y puede conducir a mejores soluciones para modelos mal formulados o escalados.</p> <p>Se utiliza para terminar el proceso de solución si se avanza poco o nada en el valor objetivo. Específicamente, si el valor de la función objetivo no ha mejorado significativamente en n iteraciones, donde n es el valor de "Slow Progress Iteration Limit", el solucionador no lineal finalizará el proceso de solución. Aumentar el valor de esta tolerancia tenderá a obligar al solucionador a ejecutarse por más tiempo y puede ser útil en modelos con funciones objetivo relativamente "planas" en torno a la solución óptima.</p>
Derivative Computation	Solver Decides	<p>Controla cómo se utilizan las derivadas en el solucionador no lineal. Hay dos opciones: Primer orden o Usar Segundo orden.</p> <p>La opción primer orden determina cómo el solucionador no-lineal calcula las derivadas de primer orden. Hay dos métodos generales disponibles: derivadas numéricas o analíticas. Las derivadas analíticas se calculan directamente analizando simbólicamente las operaciones aritméticas en una restricción. Las derivadas numéricas se calculan utilizando diferencias finitas. Hay dos tipos de derivadas numéricas disponibles usando diferencias centrales o diferencias directas. También hay dos tipos de derivados analíticos disponibles: analíticos hacia atrás y analíticos hacia adelante. Finalmente, también está disponible la opción Solver Decides, que actualmente implica que LINGO utiliza derivadas analíticas hacia atrás.</p> <p>La opción Usar segundo orden determina si el solucionador no lineal utilizará derivadas de segundo orden. Si se utilizan, las derivadas de segundo orden siempre se calcularán analíticamente. Calcular las derivadas de segundo orden llevará más tiempo, pero la información adicional que proporcionan puede conducir a tiempos de ejecución más rápidos y/o soluciones más precisas.</p>
Crash Initial Solution 1	Desactivado	<p>LINGO tiene dos métodos de "bloqueo" de soluciones que utilizan diferentes heurísticas para generar puntos de partida para modelos no lineales. Si al menos una de las casillas de Solución inicial de bloqueo está marcada, el solucionador no lineal de LINGO invocará una heurística para generar un "buen" punto de partida cuando resuelva un modelo. Si este punto inicial es relativamente bueno, las iteraciones posteriores del solucionador deben reducirse junto con los tiempos de ejecución generales. Sin embargo, es posible que</p>
Crash Initial Solution 2	Desactivado	

Opción	Valor usado	Descripción
		los tiempos de ejecución sean más lentos si el punto seleccionado resulta ser pobre. Es difícil saber de antemano si una técnica de choque en particular, si es que hay alguna, ayudará al rendimiento.
Quadratic Recognition	Activado	Si se activa, LINGO utilizará preprocesamiento algebraico para determinar si un modelo no lineal arbitrario es en realidad un modelo de programación cuadrática (QP). Si se encuentra que un modelo es un problema de QP y convexo, entonces se puede pasar al solucionador cuadrático más rápido.
Selective Constraint Evaluation	Desactivado	Si se activa, LINGO solo evaluará las restricciones según sea necesario. Por lo tanto, no todas las restricciones se evaluarán durante cada iteración. Esto generalmente conduce a tiempos de solución más rápidos, pero también puede generar problemas en modelos que tienen funciones que no están definidas en ciertas regiones. Es posible que LINGO no evalúe una restricción durante muchas iteraciones solo para descubrir que se ha movido a una región donde la restricción ya no está definida. En este caso, es posible que no haya un punto válido al que pueda retirarse el solver, y el proceso de solución finaliza con un error. Desactivar la evaluación de restricciones selectivas elimina estos errores.
SLP Directions	Activado	Si se activa, el solucionador no lineal de LINGO utilizará programación lineal sucesiva (SLP) para calcular nuevas direcciones de búsqueda. Esta técnica utiliza una aproximación lineal en los cálculos de búsqueda para acelerar los tiempos de iteración. Sin embargo, en general, el número total de iteraciones tenderá a aumentar cuando se utilicen las direcciones SLP.
SLP Solver	Desactivado	LINGO utiliza un algoritmo de programación lineal sucesiva (SLP) para su solucionador no lineal. Esta técnica utiliza una aproximación lineal del verdadero modelo no lineal dentro de pequeñas regiones sucesivas. Esto permite el uso del solucionador lineal rápido para optimizar cada subregión lineal. En general, el solucionador SLP no será adecuado para modelos altamente no lineales. Sin embargo, puede ofrecer un mejor rendimiento que el solucionador no lineal estándar cuando un modelo tiene pocas variables no lineales, de modo que el modelo es "principalmente lineal".
Steepest Edge	Desactivado	Si se activa, LINGO utilizará la estrategia de "Steepest Edge" al seleccionar variables para iterar. Cuando la opción no se

Opción	Valor usado	Descripción
		activa, el solver tenderá a seleccionar variables que ofrezcan la mayor tasa absoluta de mejora del objetivo, independientemente de cuánto deban moverse otras variables por unidad de movimiento en la variable recién introducida. El problema con esta estrategia es que otras variables pueden llegar rápidamente a un límite, lo que resulta en poca ganancia para el objetivo. Con la opción de “Steepest Edge”, el solucionador no lineal dedica un poco más de tiempo a seleccionar variables observando la tasa de mejora del objetivo en relación con los movimientos en las otras variables distintas de cero. Por lo tanto, en promedio, cada iteración conducirá a mayores ganancias en el objetivo. En general, la opción de “Steepest Edge” dará como resultado menos iteraciones. Sin embargo, cada iteración llevará más tiempo.

Nota. Tomado de *LINGO The Modeling Language and Optimizer* por LINDO Systems Inc, 2020

Según la descripción de las características del solver señaladas en la Tabla 9, algunas opciones no utilizadas podrían adaptarse mejor a los modelos propuestos, tal como es la opción: “SLP Solver”, “Derivative Computation”, entre otras; sin embargo, al realizar distintas pruebas no se encontraron resultados favorables llegando a la conclusión de utilizar las opciones especificadas en la columna “Valor usado”.

7.2. BONMIN

BONMIN (Basic Open-source Nonlinear Mixed Integer programming) como el nombre lo dice es un solver de código abierto utilizado para resolver modelos de programación entera mixta no-lineal. El paquete que compone al solver, está compuesto por otros paquetes de código abierto del proyecto COIN-OR, como CBC el cual gestiona los árboles de Branch-and-bound de los diversos algoritmos que usa, teniendo en cuenta que para resolver los subproblemas de NLP usa el algoritmo IPOPT (Bonami et al., 2009). Cabe aclarar que la estrategia mencionada es la utilizada para resolver el modelo propuesto en este trabajo, la cual de acuerdo con lo mencionado por Lundell & Kronqvist (2021) es lo más recomendado.

BONMIN ofrece muchos beneficios que, dependiendo de los algoritmos utilizados para resolver los subproblemas generados, es utilizado en la comparación de los solvers no-libres mas importantes tales como DICOPT, CONOPT, SBB y BARON (Bonami et al., 2008, 2009;

Kronqvist et al., 2019), siendo una pieza importante debido a los resultados que obtiene, ya que logra encontrar óptimos locales con una buena eficiencia y que, en caso de ser problemas de programación convexa, pueden referirse al óptimo global de estos (Lundell & Kronqvist, 2021).

Según lo revisado en los solvers utilizados para resolver problemas similares al presentado, solo fue implementado en uno de los documentos, el cual era un modelo convexo y que por ende convergía a un óptimo global (Kaplan et al., 2011), caso que no ocurre con el modelo planteado. En tal documento se utilizó paralelamente el solver DICOPT con el cual también se esperaba obtener un óptimo global, encontrando finalmente que, con un menor tiempo de ejecución el solver de código abierto BONMIN, llegó a la misma solución que el solver DICOPT. De acuerdo con lo anterior, ya que los modelos planteados no consisten en modelos de programación convexa, se utilizará el solver como heurística para obtener óptimos locales o soluciones factibles del problema no convexo.

7.3. COUENNE

Las siglas de este solver se refieren a “Convex Over and Under Envelopes for Nonlinear Estimation” y al igual que BONMIN, es un paquete de código abierto que hace parte de la iniciativa COIN-OR para la optimización global de problemas de programación no-lineal entera mixta. Couenne está estrechamente integrado con BONMIN y lo amplía mediante rutinas para calcular “outer aproximations” lineales válidas de restricciones no convexas. Y análogo a BONMIN, este también usa IPOPT como subsolver para resolver subproblemas de NLP (Nonlinear programming) (Kronqvist et al., 2019).

No obstante, COUENNE a diferencia de BONMIN es un solver utilizado para resolver problemas no-convexos, razón por la cual se destaca por tener un bajo desempeño en comparaciones realizadas con otros solvers para resolver problemas de optimización convexa (Kronqvist et al., 2019), pero con unos resultados favorables cuando los problemas de optimización son no-convexos, superando otros como DICOPT, BONMIN y SBB (Lundell & Kronqvist, 2021). Resulta importante tener en cuenta que COUENNE no encuentra óptimos locales sino que pretende buscar el óptimo global del problema, no obstante, a través de las heurísticas utilizadas obtiene soluciones factibles (Belotti, 2009). Por lo tanto, se utilizará el solver con el propósito de validar la eficacia que tiene este para problemas no convexos y pretendiendo determinar un óptimo global al problema.

8. Análisis de resultados

8.1. Eficiencia computacional

Los modelos anteriormente planteados fueron desarrollados en un computador con sistema operativo de 64 bits, procesador x64 AMD Ryzen 5 3600 6-Core Processor 3.59 GHz y con una memoria RAM instalada de 16 GB, limitando el empleo a únicamente 9 procesadores de la máquina. Haciendo uso de los distintos solvers mencionados previamente, se obtuvieron los resultados presentados en la sección Resultados. Allí, se podrá evidenciar que únicamente se encontró solución para todos los escenarios de las demandas para la instancia 1, 2, y 3 de las inicialmente pretendidas resolver del dataset ofrecido por Willems (2008). El problema que limitó la solución de las instancias superiores a la 6 fue relacionado con el tamaño del modelo, el cual incrementa de manera exponencial la cantidad de cálculos y ecuaciones a evaluar conforme aumenta el tamaño de la red, dado que para la red de mayor tamaño se agregan aproximadamente 2.836.128 variables continuas, 2.192.896 variables binarias y 3.336.330 restricciones, aumentando de manera severa la complejidad del modelo y desbordando la capacidad de solución de los solvers. De acuerdo como lo menciona Ruiz (2020), las características geométricas y el número de variables resultan afectar bastante la solución de un problema de MINLP; ya que, un problema de PL con 1000 variables es mucho más sencillo que un problema de MINLP con 100 variables debido a que, en el primer caso, el espacio de soluciones es continuo y lineal mientras que, en el segundo, es discreto y curvo. A continuación, en la Tabla 10 se puede observar tales cantidades generadas por cada instancia.

Tabla 10. Características de los modelos propuestos para algunas de las instancias de Willems (2008)

Instancia	Periodos	Nodos	Arcos	Variables continuas	Variables binarias	Restricciones	Solución Modelo 1	Solución Modelo 2	Solución Modelo 3
1	16	8	10	3.392	2.304	3.688	✓	✓	✓
2	16	9	9	3.536	2.304	3.673	✓	✓	✓
3	16	13	14	5.040	3.456	5.549	✓	✓	✓
6	16	22	22	8.928	5.632	9.014	✓	×	✓
7	16	25	65	15.568	11.520	18.009	×	×	✓
8	16	28	36	11.968	8.192	13.148	×	×	✓
9	16	49	52	20.272	12.928	20.945	×	×	-

Instancia	Periodos	Nodos	Arcos	Variables continuas	Variables binarias	Restricciones	Solución Modelo 1	Solución Modelo 2	Solución Modelo 3
11	16	37	77	21.136	14.592	23.013	×	×	✓
13	16	108	452	91.328	71.680	109.356	-	-	✓
15	16	133	164	56.816	38.016	60.965	-	-	-
17	16	151	210	72.080	46.208	73.783	-	-	✓
18	16	132	202	59.520	42.752	68.100	-	-	✓
21	16	186	359	94.528	69.760	109.834	-	-	-
23	16	271	524	134.736	101.760	160.815	-	-	✓
24	16	334	1245	267.840	202.112	313.422	-	-	-
25	16	409	853	226.640	161.536	253.529	-	-	-
29	16	563	699	257.648	161.536	259.763	-	-	×
30	16	444	450	178.304	114.432	183.500	-	-	×
31	16	706	908	342.496	206.592	332.706	-	-	×
33	16	684	717	301.920	179.328	290.268	-	-	×
34	16	1206	4063	862.336	674.432	1.050.518	-	-	×
35	16	1342	1813	530.880	403.840	639.054	-	-	×
36	16	1451	4812	1.100.432	801.664	1.239.627	-	-	×
37	16	920	1510	470.464	311.040	495.528	-	-	×
38	16	1466	15666	2.836.128	2.192.896	3.336.330	-	-	×

Nota. El indicativo ✓ significa que se encontró solución para los tres escenarios de demanda con un mismo solver. El indicativo × señala que no se encontró solución para al menos un escenario de la demanda con los solvers utilizados. El indicativo – representa que se obtuvo que el problema es infactible o no puede ser resuelto por la cantidad de variables involucradas.

De acuerdo con la Tabla 10, se encuentra que para muy pocas instancias se encontró satisfactoriamente solución para los tres escenarios de demanda con un mismo solver, identificando una primera limitación del problema, dado que no es posible resolver instancias medianas o grandes debido a la gran cantidad de variables y restricciones que posee y por ende las limitaciones en recursos computacionales que requiere. Sin embargo, se debe tener en cuenta que un factor importante que afecta la cantidad de variables del modelo resulta ser el horizonte de planeación utilizado, que para el caso de ejemplo se tomó de 16 periodos (semanas) ya que no se pueden determinar fácilmente un nivel de inventario inicial tanto de producto terminado como de materia prima para cada nodo de la red. Sin embargo, a partir de los resultados obtenidos con las

tres primeras instancias resulta ser un insumo suficiente para validar el funcionamiento de las redes a partir de las decisiones que proveen los modelos propuestos.

8.2. Resultados

8.2.1. Comparación de Solvers para modelos no-lineales

Con el propósito de identificar el solver que ofrece mejor solución al problema, haciendo uso de cada uno de estos, se resolvieron los modelos para cada instancia con cada tipo de demanda, obteniendo como resultado: una solución factible, un óptimo local, un óptimo global o simplemente que no se encontró solución dentro del límite máximo establecido de 30 minutos. Y finalmente, ya que en algunos casos se encontró solución en un tiempo menor al tiempo determinado, se obtuvo el dato del tiempo que le tomó al solver encontrar la solución para la instancia asumiendo la respectiva demanda.

8.2.1.1. Instancia 1. Para esta primera instancia la cual es la más pequeña de las propuestas por Willems (2008) con ocho nodos y nueve arcos, se encontraron unos resultados que destacan el solver LINGO sobre COUENNE y BONMIN. En la Tabla 11, se puede observar que para el Modelo 1, el cual pretende maximizar las utilidades de la cadena de suministro, LINGO fue el solver que obtuvo unos mejores resultados independientemente de la demanda generada y, que incluso, consiguió obtener un óptimo local cuando existe una demanda media. No obstante, el solver de modelos no convexos COUENNE consiguió unos resultados bastante favorables y muy similares a los obtenidos con LINGO para una demanda baja y media, a excepción del escenario con demanda alta ya que no encontró una solución factible dentro de los 30 minutos de ejecución. Sin embargo, ese no fue el caso del solver BONMIN, el cual consiguió una solución factible para todos los escenarios de la demanda, pero con una diferencia considerable, debido a que para cada una de las demandas fue superado en gran medida por el solver LINGO.

Tabla 11. Resultados Instancia 1 utilizando Modelo 1

Demanda	Solver	Solución	Resultado (\$)	Tiempo (Min)
Baja	LINGO	Factible	↑ 259.473,90	30
Baja	BONMIN	Factible	↓ 201.325,00	32
Baja	COUENNE	Factible	→ 259.296,80	30
Media	LINGO	Óptimo local	↑ 280.243,70	30
Media	BONMIN	Factible	↓ 205.741,00	31
Media	COUENNE	Factible	→ 279.709,10	30
Alta	LINGO	Factible	↑ 302.368,80	30
Alta	BONMIN	Factible	→ 248.572,00	31
Alta	COUENNE	No Factible	↓ 0	30

Con respecto a los resultados de la instancia 1 aplicando el Modelo 2 que pretende maximizar la satisfacción del suministro a nodos vendedores provenientes de nodos precedentes que se encuentran a cierta distancia d_{max} , se puede observar en la Tabla 12 que BONMIN no consiguió obtener una solución factible dentro de los 30 minutos establecidos para los escenarios con demanda baja y alta, pero que, para el escenario con demanda media logró encontrar una solución factible en tan solo dos minutos. Contrario al solver mencionado, COUENNE obtuvo soluciones factibles para todos los escenarios de la demanda y que, además, fueron conseguidas en un tiempo menor a 30 minutos, reduciendo los recursos requeridos a apenas 22, 19 y 20 minutos para las demandas baja, media y alta respectivamente. De acuerdo con esto, y en relación con el tiempo utilizado en la ejecución, el Solver COUENNE consideró que tales soluciones a pesar de ser factibles cumplen con un criterio de tolerancia relativa, el cual es utilizado para problemas de programación entera mixta y consiste en que la diferencia proporcional entre la mejor solución teórica y la obtenida con el solver es menor al 10%, convirtiéndola en una solución lo suficientemente buena. Por otro lado, el solver LINGO, al igual que con el Modelo 1, fue el solver con mejores soluciones para cada una de las demandas, destacándose por conseguir el óptimo local de cada una de estas.

Tabla 12. Resultados Instancia 1 utilizando Modelo 2

Demanda	Solver	Solución	Resultado	Tiempo (Min)
Baja	LINGO	Óptimo local	↑ 0,979	30
Baja	BONMIN	No encontrada	↓ 0,000	31
Baja	COUENNE	Factible	→ 0,917	▶ 22
Media	LINGO	Óptimo local	↑ 0,979	30
Media	BONMIN	Factible	→ 0,974	▶ 2
Media	COUENNE	Factible	↓ 0,917	▶ 19
Alta	LINGO	Óptimo local	↑ 0,980	30
Alta	BONMIN	No encontrada	↓ 0,000	31
Alta	COUENNE	Factible	→ 0,919	▶ 20

8.2.1.2. Instancia 2. Esta cadena de suministro compuesta por nodos de producción y nodos vendedores, posee un nodo más que la instancia anterior pero un arco menos que dicha red. Sin embargo, a pesar de que el tamaño de la cadena de suministro no difiere considerablemente, se encontró una mayor dificultad por parte de los solvers para encontrar una solución al problema de la maximización de la utilidad no-lineal.

La anterior afirmación puede ser respaldada por la Tabla 13 que posee los resultados de la instancia para el modelo que incluye las inversiones en la tecnología RFID, ya que el solver COUENNE no logró dar una solución al problema para el escenario con demanda media y alta, caso que con la anterior cadena de suministro solo había ocurrido con el escenario de demanda alta. Sumado a lo anterior, el solver BONMIN no logró encontrar una solución para el escenario con demanda alta y además debido a los cálculos computacionales que realiza, no cumplió con el límite de tiempo estipulado excediéndose 20 minutos adicionales debido a los cálculos iterativos que realizaba para dar una respuesta.

Pero a diferencia de la primera instancia, con esta se alcanzó a llegar a un óptimo local haciendo uso del solver LINGO para todos los escenarios de las demandas. Y, además, se observó que ni BONMIN ni COUENNE se acercaron lo suficiente a la solución proporcionada por LINGO para cada escenario de la demanda. Con esto, es posible dar una primera aproximación a lo que sería el mejor solver para resolver el modelo propuesto de utilidad no-lineal a causa de inversiones en tecnologías RFID con demanda incierta.

Tabla 13. Resultados Instancia 2 utilizando Modelo 1

Demanda	Solver	Solución	Resultado (\$)	Tiempo (Min)
Baja	LINGO	Óptimo local	↑ 103.727.180,20	30
Baja	BONMIN	Factible	↓ 72.299.358,98	30
Baja	COUENNE	Factible	→ 95.642.749,78	30
Media	LINGO	Óptimo local	↑ 160.505.562,30	30
Media	BONMIN	Factible	→ 123.183.352,60	31
Media	COUENNE	No encontrada	↓ 0,00	30
Alta	LINGO	Óptimo local	↑ 202.841.697,90	30
Alta	BONMIN	No encontrada	↓ 0,00	▶ 50
Alta	COUENNE	No encontrada	↓ 0,00	30

Para el Modelo 2, como se evidencia en la Tabla 14, se encontraron unos resultados distantes a los obtenidos con la instancia 1, dado que en este caso a través del solver LINGO para todos los escenarios de la demanda se consiguió un óptimo local que podría considerarse como óptimo global del problema por las variables que componen la función objetivo y adicionalmente, con todos los solvers se encontró por lo menos una solución cercana al óptimo local para cada escenario de la demanda. Incluso, los resultados para esta instancia resultaron tan favorables que es posible evidenciarlo en los tiempos de ejecución ya que por el lado del solver más eficiente, BONMIN solo le bastó un minuto o menos para resolver el problema y entregar una solución óptima o cercana a esta; y, por otro lado, se encuentra COUENNE que, a pesar de no encontrar las mejores soluciones, entregó unas muy cercanas a estas y en un tiempo de aproximadamente 10 minutos. Mientras que, LINGO a pesar de obtener el óptimo local para todos los escenarios de la demanda, demoró los 30 minutos máximos los cuales seguramente los utilizó para encontrar el óptimo global del problema, que según los criterios que maneja el software no consideró tal solución local como óptimo global del problema.

Cabe aclarar que al resolver el problema con el solver COUENNE se agregó un límite superior para la variable que detalla la función objetivo del problema, dándole como valor 1, ya que, según los experimentos realizados, el solver COUENNE encuentra muy buenos resultados al acotar el dominio de las variables que componen el problema. Contrario al solver COUENNE, BONMIN y LINGO entregaron mejores resultados al no tener en cuenta tal límite superior para la variable de la función objetivo, siendo evidenciable tal afirmación en los resultados de la Tabla 14.

Tabla 14. Resultados Instancia 2 utilizando Modelo 2

Demanda	Solver	Solución	Resultado	Tiempo (Min)
Baja	LINGO	Óptimo local	↑ 1,000	30
Baja	BONMIN	Óptimo local	↑ 1,000 ▶	1
Baja	COUENNE	Factible	↓ 0,992 ▶	8
Media	LINGO	Óptimo local	↑ 1,000	30
Media	BONMIN	Óptimo local	↑ 1,000 ▶	1
Media	COUENNE	Factible	↑ 1,000 ▶	9
Alta	LINGO	Óptimo local	↑ 1,000	30
Alta	BONMIN	Factible	↓ 0,999 ▶	0
Alta	COUENNE	Factible	↓ 0,999 ▶	12

8.2.1.3. Instancia 3. Con los parámetros de esta cadena de suministro se evidenció una mayor exigencia computacional debido a que la estructura de la red se amplió a 13 nodos y 14 arcos compuestos por instalaciones de suministro, producción y almacenamiento. Sin embargo, para el Modelo 1 que tiene como objetivo aumentar la utilidad no-lineal, el solver COUENNE no se vio limitado a causa de tal complejidad, ya que a diferencia de LINGO y BONMIN logró encontrar solución al problema en todos los escenarios de la demanda, tal como se puede observar en la Tabla 15. Incluso, para el escenario con demanda baja, a pesar de no haber sido el solver que ofreció la mejor solución obtuvo un resultado muy cercano al óptimo local alcanzado por el solver LINGO.

Como se mencionaba previamente, los solvers BONMIN y LINGO no encontraron solución para el escenario con demanda media, que, a pesar de tener la limitante de 30 minutos de tiempo máximo, terminaron demorándose más de dos horas y obligando a detener el experimento por su ineficiencia. Se identificó que por lo menos para el solver BONMIN, la razón por la cual existe tal comportamiento se debe a las configuraciones que tiene realizada el solver para su etapa inicial en la ejecución llamada “warm-starting”, en la cual a través del solver IPOPT se determina la factibilidad de los subproblemas generados. Tal comportamiento con respecto a la baja eficiencia es del conocimiento los mismos desarrolladores del solver (Bonami & Lee, 2007) y ofrecen distintas parametrizaciones a las opciones por defecto para mejorar la rapidez de tal etapa y llegar así a la fase de la solución del problema en un menor tiempo.

En este punto se puede evidenciar que no es posible afirmar que el solver LINGO es el ideal para resolver el problema de la utilidad No-lineal, dado que para esta instancia ofrecida por Willems (2008), el solver COUENNE presentó unos mejores resultados muy posiblemente por ser caracterizado para resolver problemas de programación matemática no-lineal no convexa, identificando que para el escenario con demanda alta se logró una solución superior al óptimo local identificado por LINGO en tan solo 5 minutos. Cabe aclarar que esto tampoco convierte a COUENNE como el más apto para resolver el problema planteado, pero permite identificar que no sería completamente válido afirmar que un solver específico resulta ser el ideal para resolver cierto tipo de problemas.

Tabla 15. Resultados Instancia 3 utilizando Modelo 1

Demanda	Solver	Solución	Resultado (\$)	Tiempo (Min)
Baja	LINGO	Óptimo local	↑ 26.338.376,06	30
Baja	BONMIN	Factible	↓ 17.592.379,48 ▶	35
Baja	COUENNE	Factible	→ 26.319.294,10	30
Media	LINGO	No encontrada	↓ 0,00	⊗
Media	BONMIN	No encontrada	↓ 0,00	⊗
Media	COUENNE	Factible	↑ 40.153.355,65	30
Alta	LINGO	Óptimo local	→ 48.224.857,54	30
Alta	BONMIN	Factible	↓ 25.940.057,72 ▶	42
Alta	COUENNE	Factible	↑ 50.563.936,90 ▶	5

Mientras que, para el Modelo 2 siguen persistiendo unos buenos resultados con el solver LINGO, el cual para la instancia en mención siguió encontrando los óptimos locales del problema. Por otro lado, el solver BONMIN que para la instancia anterior había conseguido unos resultados bastante favorables de manera eficiente, similar a tal instancia en este caso determinó un óptimo local en un tiempo relativamente corto para el escenario con demanda baja, sin embargo, para los otros escenarios de la demanda simplemente encontró soluciones factibles, pero con una alta ineficiencia. Similar al solver BONMIN, COUENNE que anteriormente estaba demostrando unos buenos resultados en un tiempo relativamente corto, para la tercera red presentada por Willems (2008) presentó problemas en los cálculos requeridos al intentar encontrar solución para el escenario con demanda alta, ya que excedió considerablemente los límites de tiempo establecidos. Agregando que, para el escenario con demanda media a pesar de finalizar los cálculos en los 30 minutos establecidos, no encontró ninguna solución al problema.

Tabla 16. *Resultados Instancia 3 utilizando Modelo 2*

Demanda	Solver	Solución	Resultado	Tiempo (Min)
Baja	LINGO	Óptimo local	↑ 0,907	30
Baja	BONMIN	Óptimo local	↓ 0,906	▶ 3
Baja	COUENNE	Factible	↑ 0,907	▶ 17
Media	LINGO	Óptimo local	↑ 0,897	30
Media	BONMIN	Factible	→ 0,828	▶ 49
Media	COUENNE	No encontrada	↓ 0,000	30
Alta	LINGO	Óptimo local	↑ 0,864	30
Alta	BONMIN	Factible	→ 0,786	▶ 39
Alta	COUENNE	No encontrada	↓ 0,000	⊗

Teniendo en cuenta los resultados presentados previamente con respecto a las funciones objetivo obtenidas con cada solver, se procede a escoger aquel cuyas soluciones ofrecidas posean un mejor rendimiento para cada instancia de manera general para cualquier escenario de demanda, tal como se evidencia en la tabla

Tabla 17. *Soluciones del solver a analizar de cada instancia por cada modelo*

Instancia	Solver para Modelo 1 (Utilidad No-lineal)	Solver para Modelo 2 (Satisfacción No-lineal)
1	LINGO	LINGO
2	LINGO	LINGO
3	COUENNE	LINGO

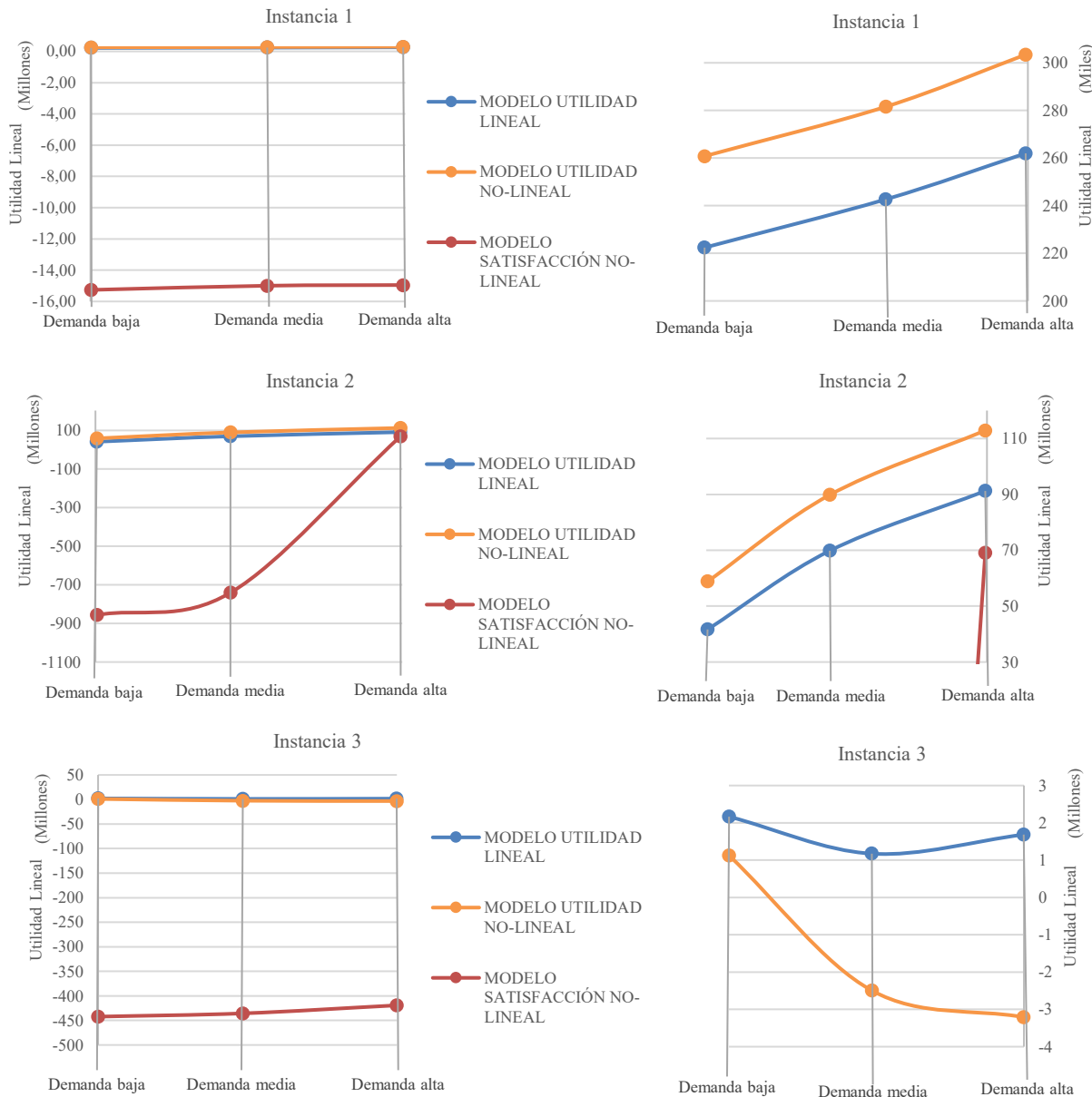
8.2.2. Comparación de objetivos

Con el propósito de realizar una comparación de los modelos planteados y los correspondientes escenarios de las demandas, se propone identificar el resultado de la función objetivo de cada modelo para cada solución del problema. De esta manera, por ejemplo, para la solución obtenida para el Modelo 1 con el solver LINGO se identificará el resultado del objetivo de maximizar la utilidad lineal, la utilidad no-lineal (función original del modelo) y la proporción de la satisfacción de los nodos vendedores por parte de los nodos más cercanos. De esta forma, se podrá identificar si los problemas propuestos cumplen con el propósito con el cual se modelaron,

el cual es emular el comportamiento no-lineal de las cadenas de suministro maximizando objetivos requeridos en las cadenas de suministro.

De acuerdo con la Tabla 17, a continuación, se presentarán los resultados obtenidos con los respectivos solvers para las primeras tres instancias solucionadas. En la Figura 55 se podrá evidenciar los resultados de las utilidades de la cadena de suministro, sin tener en cuenta inversiones en la tecnología RFID, conseguidas aplicando cada uno de los modelos: Modelo 1 que maximiza utilidades de la cadena de suministro teniendo en cuenta inversiones en la tecnología RFID (Modelo utilidad no-lineal), Modelo 2 que maximiza la proporción de mercancía suministrada por parte de nodos que se encuentren a una distancia más cercana de los nodos vendedores sobre el total de nodos que proveen los productos a los nodos vendedores (Modelo Satisfacción no-lineal) y Modelo 3 que maximiza las utilidades sin tener en cuenta inversiones en la tecnología RFID (Modelo utilidad lineal). De acuerdo con esto, se esperaría que el Modelo 3, que maximiza utilidades sin inversiones en RFID sea el que obtenga mejores resultados con respecto a las utilidades lineales recibidas en la cadena de suministro.

Figura 55. Comparación de utilidades obtenidas (sin no-linealidades) de cada modelo



Nota. En la primera columna de gráficas se puede observar la comparación entre los tres modelos propuestos. En la segunda columna de gráficas se podrá observar la misma comparación, pero ignorando los resultados negativos obtenidos con el Modelo de satisfacción no-lineal.

Sin embargo, se observa que, para el caso de la segunda instancia considerada, el modelo de utilidad no-lineal obtuvo unos mejores resultados. Esto se debe a que el Modelo 1 posee eficiencias en tiempos de procesamiento y tiempos de entrega que permitieron satisfacer en mayor medida la demanda generada en comparación con el modelo de utilidades lineales, obteniendo de

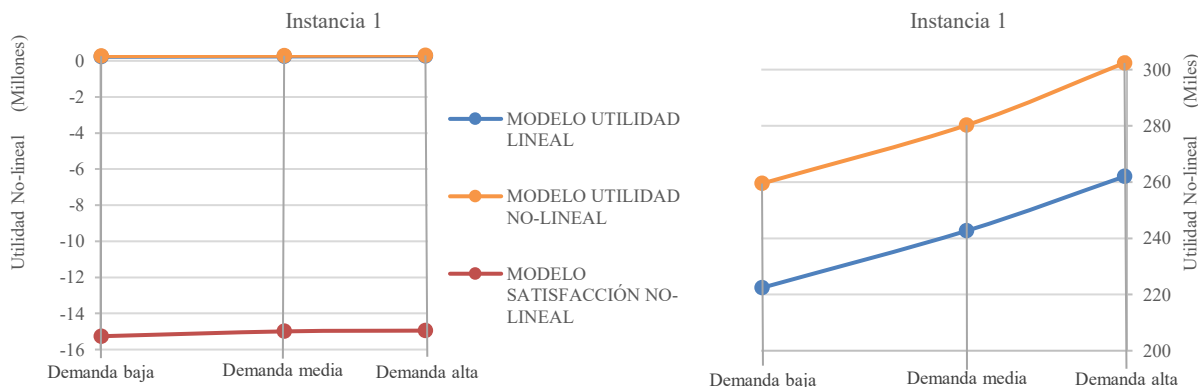
esta manera mayores ganancias. Es notable la diferencia que se obtuvo a través de los modelos de utilidad lineal y utilidad no-lineal con respecto al modelo de satisfacción no-lineal, el cual en la mayoría de los casos obtuvo resultados negativos debido a la naturaleza de su función objetivo que busca maximizar uno o varios flujos en específico en la red, pero deja de lado los costos que pueden generarse al generar una producción excedida en ciertos nodos para cumplir la demanda únicamente afectada por los arcos seleccionados. Una primera observación a realizar sobre este problema de programación matemática que pretende maximizar la satisfacción generada desde los nodos que se encuentran a una distancia corta de los nodos vendedores, puede ir enfocada a un replanteamiento del comportamiento no-lineal que se desea modelar, de tal forma que se pueda formular un problema de un solo objetivo que consiga obtener buenas utilidades pero del mismo modo pueda garantizar que los arcos deseados por proximidad tengan un alto flujo de mercancía.

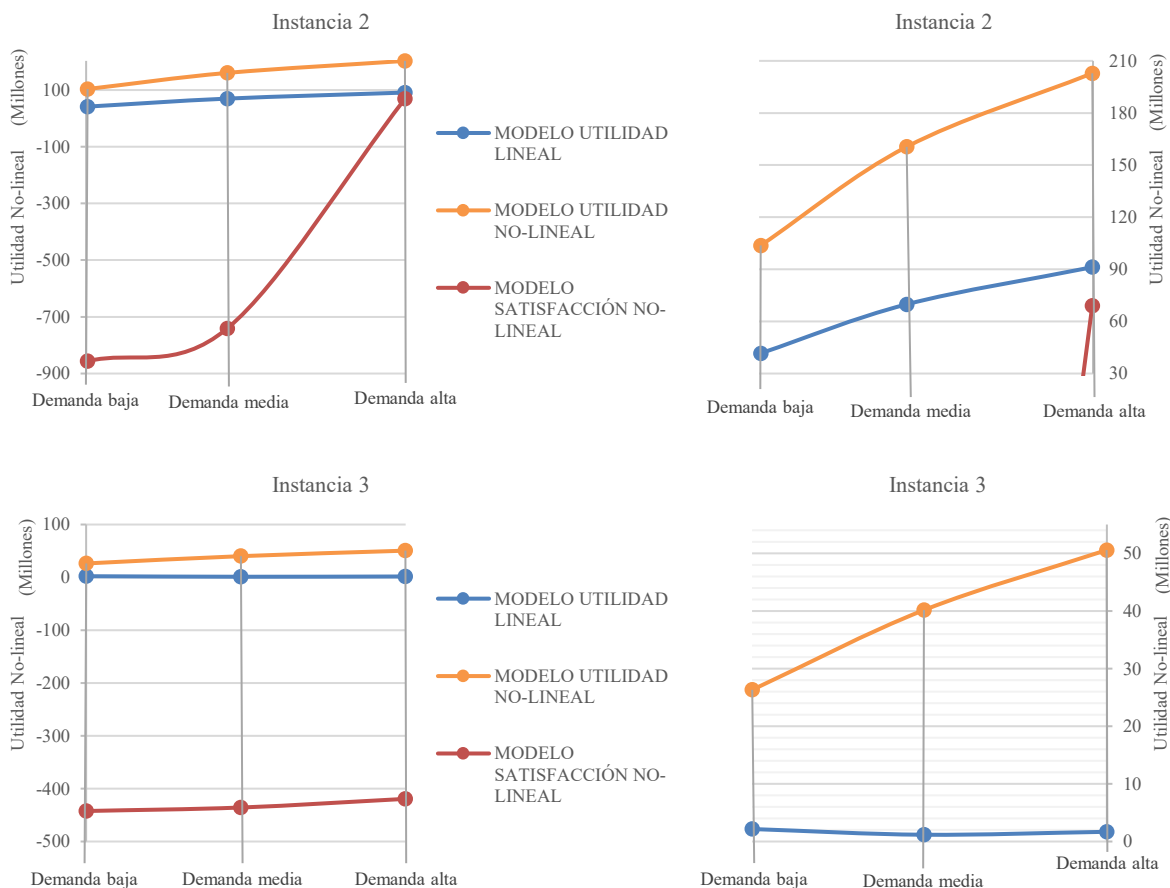
Cabe aclarar que, por dichas utilidades negativas extremas obtenidas a través del modelo mencionado, se consideró realizar un acercamiento de los resultados positivos que si se consiguieron con los otros dos modelos propuestos en la Figura 55 y Figura 56, generando a partir de las gráficas del lado izquierdo los resultados de las gráficas ubicadas al lado derecho para cada instancia. Por otro lado, en la Figura 55 se evidencia un resultado interesante para la función objetivo que pretende maximizar las utilidades no-lineales de la instancia 3, que puede ser analizada de la siguiente manera: si las decisiones que se desean planear de manera táctica en una cadena de suministro sin tener en cuenta las no-linealidades presentadas por reducción de costos y tiempos y del mismo modo, la relación de tales reducciones con la inversión realizada en la tecnología RFID, es muy posible que dentro de las utilidades reales de la red se puedan presentar unos resultados negativos, motivo relevante para implementar modelos de programación no-lineal para la planeación táctica de estas. La anterior justificación también se encuentra respaldada por la Figura 56, en el cual para la misma instancia observada anteriormente se puede notar que si en caso contrario a la premisa planteada, se realiza la planeación táctica de la cadena de suministro teniendo en cuenta las no-linealidades, siendo el ejemplo de la inversión en RFID un simple caso de las tantas presentadas en las cadenas de suministro, la utilidad real de la red podría presentar unos resultados considerables con respecto a los objetivos que se deseen alcanzar para la cadena de suministro. Adicional a esto, el comportamiento puede percibirse de manera inversa a la planteada previamente partiendo de la siguiente afirmación: “Se realiza un modelo de programación lineal entera mixta para representar las utilidades que se tendrán en la cadena de

suministro, sin embargo, no se tendrán en cuenta los beneficios posibles que se pueden obtener por las funciones no-lineales que representan las inversiones en la tecnología RFID”. Como se puede ver en la Figura 56, las utilidades para la instancia 2, pueden estar incluso duplicándose si se toman las decisiones basadas en los beneficios no-lineales que puede otorgar la tecnología RFID.

Por otro lado, se puede observar que para el caso del modelo de satisfacción no-lineal en la instancia 2, logró obtener unos resultados positivos tanto para las utilidades lineales como para las no-lineales cuando existe una demanda optimista, esto debido a que la sobreproducción realizada en los nodos y arcos que convergen hacia los flujos que se desean maximizar, ya no quedan representados a través de inventario de producto terminado o en proceso, sino que llega a materializarse su beneficio a causa de una ampliación de la demanda. No obstante, el comportamiento descrito no ocurre para todos los casos, ya que dependerá en gran medida de la estructura de la red, la demanda y de la cantidad de arcos que se desean maximizar, que para la instancia 2 corresponden a cuatro de los cinco existentes conectados a los nodos vendedores, pero que, para las instancias 1 y 3 corresponden a dos de cuatro y a uno de cuatro correspondientemente. Según esto, y revisando más que todo los dos modelos no-lineales propuestos, se logra notar una alta sensibilidad a la demanda que, a través de la estrategia utilizada para manejar la incertidumbre de esta, pueden tomarse decisiones utilizando ciertos límites que pueden determinarse a partir de la información proporcionada en la Figura 55, Figura 56 y Figura 57.

Figura 56. Comparación de utilidades obtenidas (teniendo en cuenta no-linealidades por inversión en tecnología RFID) de cada modelo





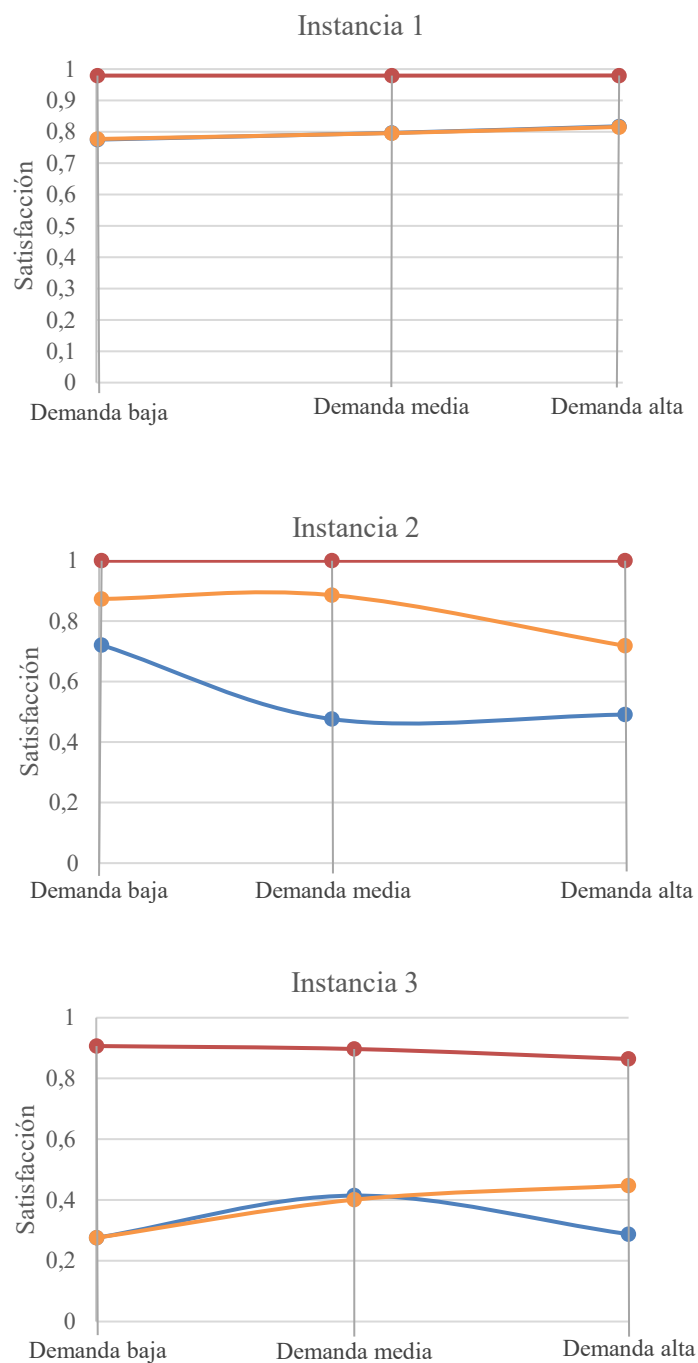
Nota. En la primera columna de gráficas se puede observar la comparación entre los tres modelos propuestos. En la segunda columna de gráficas se podrá observar la misma comparación, pero ignorando los resultados negativos obtenidos con el Modelo de satisfacción no-lineal.

La restante función para analizar consiste en la proporción de mercancía transportada a través de los arcos más cercanos a los nodos vendedores sobre el total de arcos conectados a tales nodos, la cual puede contemplarse a través de las gráficas presentadas en la Figura 57. Con las gráficas presentadas no es muy fácil encontrar una relación entre las distintas instancias presentadas, dado que como se mencionaba previamente, los resultados de esta medida de satisfacción dependerán en gran medida de la estructura de la cadena de suministro y la ubicación de las instalaciones. Por ejemplo, para la instancia 1, la cantidad de arcos que se encuentran dentro del conjunto que requiere una alta proporción de flujo en comparación con el total de arcos por su proximidad a los nodos vendedores corresponde a dos de cuatro posibles, pero, la demanda de los nodos conectados corresponde a aproximadamente el 73% de la demanda total, permitiendo cumplir fácilmente una satisfacción de al menos este valor así el objetivo del modelo sea la

maximización de las utilidades. Mientras que, si la estructura de la red está compuesta de cierta forma en la cual la demanda de los nodos vendedores conectados a través del conjunto de arcos Ω_i tiene una demanda baja en comparación de aquellos que no lo están, va a ocurrir el caso de la instancia 2, en el cual a medida que aumenta la demanda no necesariamente significa que aumentará el flujo por tales nodos, ya que aumentará en mayor magnitud el flujo sobre los otros arcos no pertenecientes al conjunto de arcos con distancias más cortas, reduciendo de esta forma la proporción a maximizar. Este caso, no solo puede evidenciarse para los modelos que maximizan las utilidades, sino que también se puede observar que en el caso de la instancia 3, el modelo que busca maximizar la función representada en las gráficas, obtiene el mismo comportamiento decreciente conforme aumenta la demanda. Sin embargo, para el caso del modelo que maximiza la utilidad no-lineal en la instancia 3, se presenta un comportamiento diferente a los mencionados ya previamente a medida que la demanda aumenta, dado que a causa de las mejoras que pueden existir en tiempos de entrega y procesamiento y, además, posterior al cumplimiento satisfactorio de la demanda a través de tales eficiencias, los nodos vendedores cuyos arcos que los conectan a los nodos que los suministran que no pertenecen al conjunto Ω_i , no requieren aumentar el flujo a través de tales arcos, sino que, requieren transportar los productos a través de los arcos pertenecientes al conjunto Ω_i en donde la demanda no se cumple del todo y aumentando de esta forma las utilidades obtenidas pero indirectamente también la proporción a maximizar. No obstante, curvas como las evidenciadas para el modelo lineal en la instancia 3, no podrían ser predecibles fácilmente cuando se pretende crear un modelo que represente los comportamientos emergentes y menos si se realiza asumiendo relaciones lineales.

Figura 57. Comparación de satisfacción por parte de nodos cercanos de cada modelo

—●— MODELO UTILIDAD LINEAL —●— MODELO UTILIDAD NO-LINEAL —●— MODELO SATISFACCIÓN NO-LINEAL

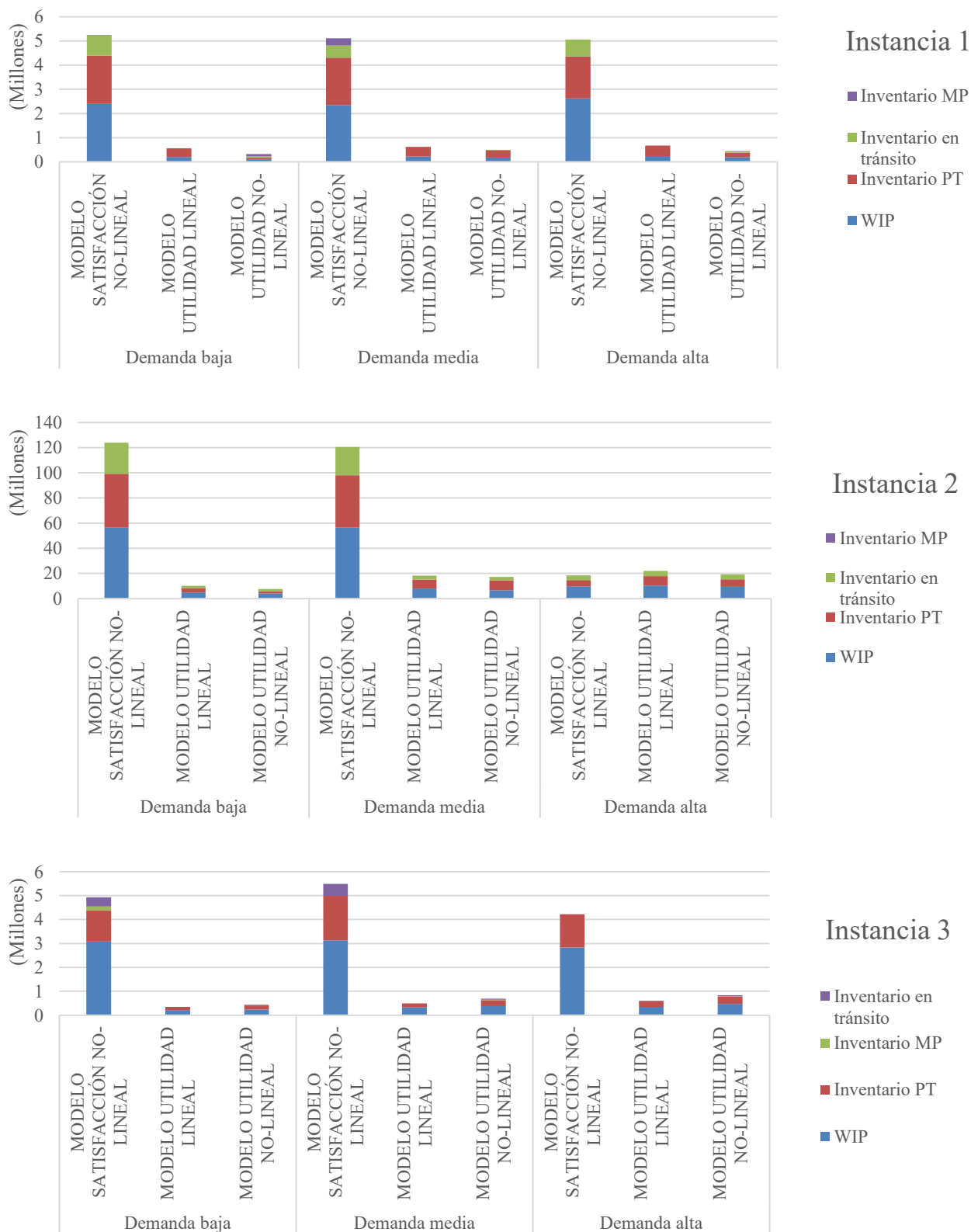


8.2.3. Inventario

Dado que uno de los factores más relevantes a analizar en una cadena de suministro es el manejo del inventario a través de esta, se identificarán los niveles para los distintos tipos de inventario: inventario de producto terminado (PT), inventario de materia prima (MP), inventario de producto en proceso (WIP) e inventario en tránsito (TR). El inventario de producto terminado se considerará como todo producto que fue completamente procesado en un nodo y está completamente listo para ser entregado a un nodo cliente o para cumplir la demanda. El inventario de materia prima se considerará como todos los productos almacenados en un nodo de producción que son provenientes de sus distintos proveedores para ser manufacturados. El inventario de producto en proceso, como su nombre lo dice, se considerará como todos aquellos productos que están siendo procesados en un nodo para convertirse posteriormente en producto terminado. El inventario en tránsito se considerará como todos los productos que están siendo transportados a través de una flota desde los nodos proveedores hasta los nodos clientes.

En la Figura 58, se puede observar de manera general los niveles de inventario obtenidos para cada una de las cadenas de suministro resueltas a través de los modelos propuestos. Según los resultados evidentes con las anteriores Figuras, el caso del Modelo 2 (Modelo de satisfacción no-lineal) fue el que obtuvo unas utilidades más desfavorables con respecto a los otros modelos planteados, lo cual principalmente es causado por los niveles de inventario. Fácilmente se puede evidenciar en la Figura 58 que, el modelo de satisfacción no-lineal tiende a aumentar sus niveles de inventario de producto terminado (PT) y por ende sus niveles de inventario en proceso (WIP) para conseguir aumentar el flujo transportado a través del conjunto de arcos que cumplen el criterio de proximidad, el cual no necesariamente puede referirse a una gran cantidad dado que es apenas lo necesario para cumplir con el nivel de servicio de los nodos, que a su vez, de acuerdo con la función objetivo que lo rige, pretende que tal cantidad transportada en la última milla de la cadena de suministro coincida con el flujo de los arcos mencionados. Sin embargo, si se comparan las proporciones del inventario en tránsito con respecto al nivel de inventario total de tal modelo, se puede observar que el comportamiento recién mencionado es más que todo evidente para las instancias 2 y 3, dado que para la instancia 1 debido a la estructura de la cadena de suministro, sus capacidades y las correspondientes ubicaciones de sus instalaciones, se observa un mayor valor en dicha relación con respecto a los otros modelos.

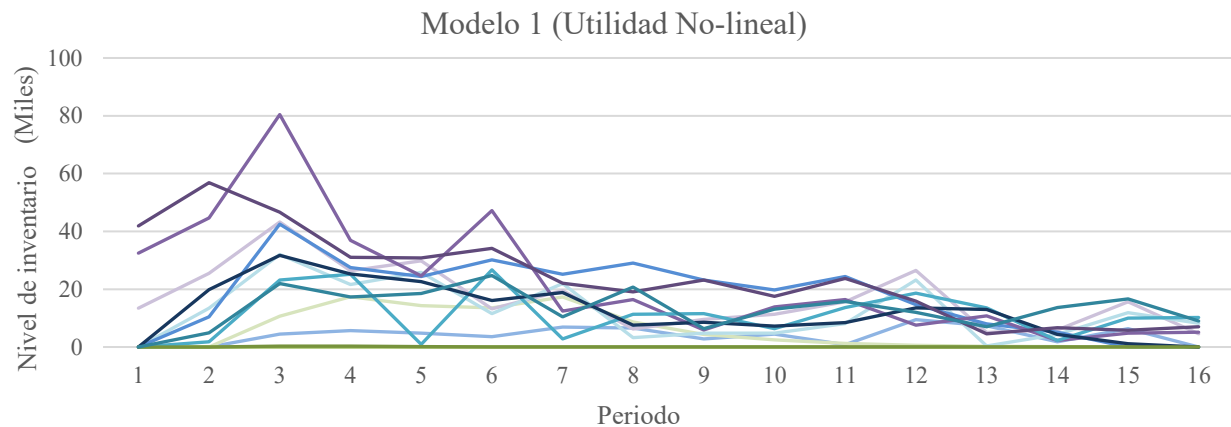
Figura 58. Comparación de niveles de inventario de cada modelo



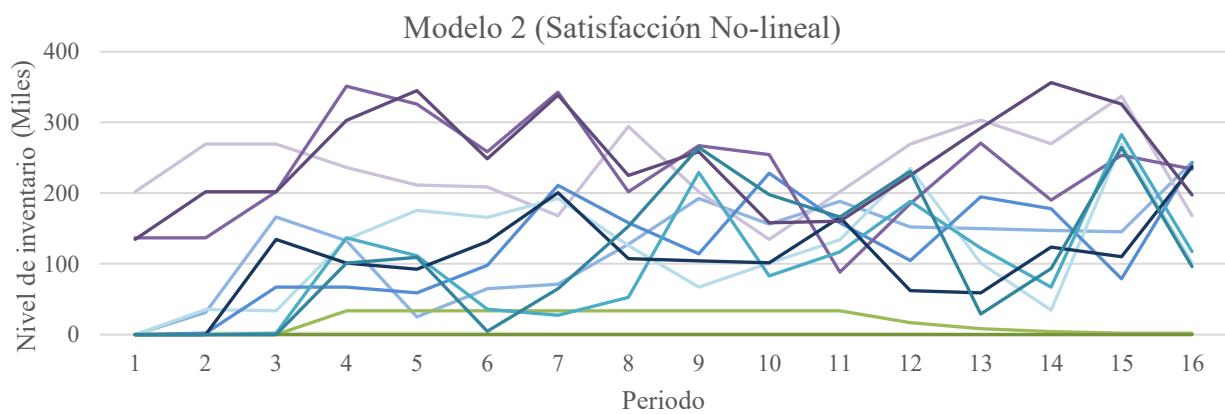
Por otro lado, a través de la Figura 58, se puede identificar una relativa baja variación en los niveles de inventario conforme el escenario de demanda escogida independiente del problema solucionado, sin embargo, para confirmar tal afirmación se entrará a revisar el comportamiento de los distintos niveles de inventario de cada modelo durante el horizonte de planeación para cada escenario de demanda. En la Figura 59, se puede observar dichos resultados para la instancia 1, en donde se puede identificar un comportamiento bastante predecible de acuerdo a una variación de la demanda para el modelo 3, el cual corresponde a la versión lineal de los problemas propuestos, totalmente contrario a lo observado para los modelos 1 y 2, que evidencian un comportamiento de inventario más caótico a causa de sus funciones no-lineales que los componen. Se puede observar que el nivel de cada tipo de inventario con cierto escenario de demanda puede ser mayor o menor que los otros dos escenarios, por ejemplo, para el modelo 2 con una demanda baja se empieza un nivel de producción de aproximadamente 120.000, pero si se revisa la producción a ejecutar en caso que exista una demanda baja se puede distinguir que empieza con un nivel de producción mayor por aproximadamente 60.000, comportamiento que varía conforme transcurren los periodos. Sin embargo, los niveles de inventario de tales modelos a pesar que tienen comportamientos inesperados conforme al nivel de la demanda, se puede distinguir una tendencia hacia la convergencia de cierto nivel de inventario, que en el caso del Modelo 1, a partir del periodo 3 que se evidencia un inicio al cumplimiento de la demanda hasta el periodo 14 que sería el último en el cual un producto puede llegar hasta un consumidor final partiendo desde un nodo inicial de suministro, el inventario de producto de terminado se ubica entre 5.000 y 10.000.

Por otro lado, se encuentra una gran diferencia con respecto a los niveles de inventario del Modelo 1 con respecto al del Modelo 3, los cuales son los problemas de maximización de utilidades no-lineales y lineales correspondientemente. Por el lado del modelo lineal, se observa que el comportamiento que sigue la cadena de suministro es producir lo máximo posible en los primeros periodos para luego cumplir la demanda a partir del inventario de producto terminado conseguido. Mientras que con el modelo no-lineal, se identifica una producción “constante” en la cual no se requiere un gran almacenamiento de inventario, manteniendo de cierta forma una estabilidad tanto en la cantidad producida, como en la transportada y almacenada.

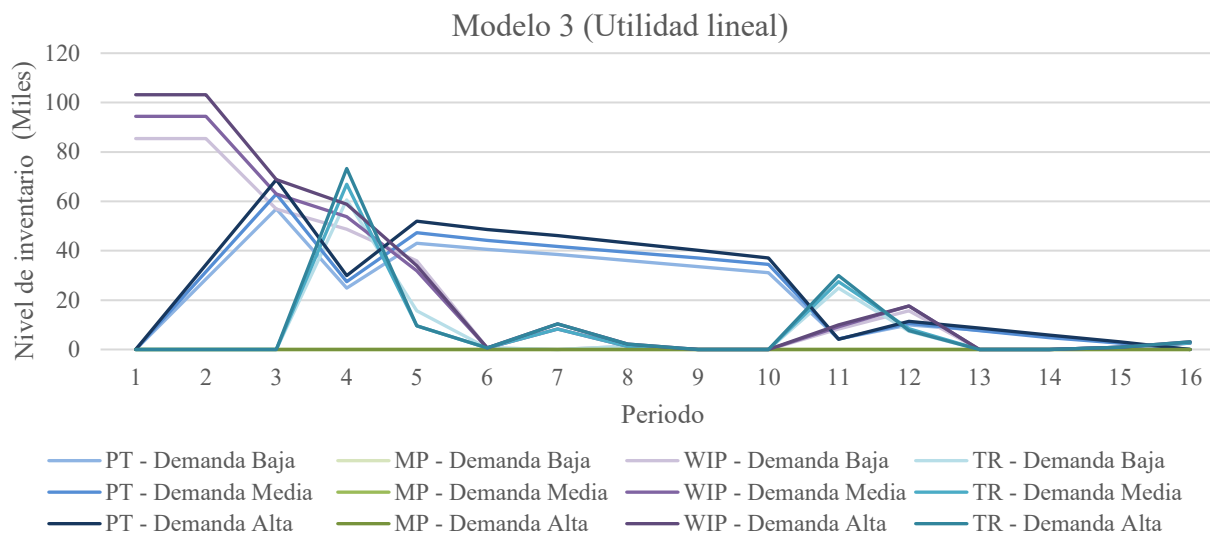
Figura 59. Niveles de inventario vs periodo de cada modelo propuesto para la instancia 1



- | | | | |
|----------------------|----------------------|-----------------------|----------------------|
| — PT - Demanda Baja | — MP - Demanda Baja | — WIP - Demanda Baja | — TR - Demanda Baja |
| — PT - Demanda Media | — MP - Demanda Media | — WIP - Demanda Media | — TR - Demanda Media |
| — PT - Demanda Alta | — MP - Demanda Alta | — WIP - Demanda Alta | — TR - Demanda Alta |

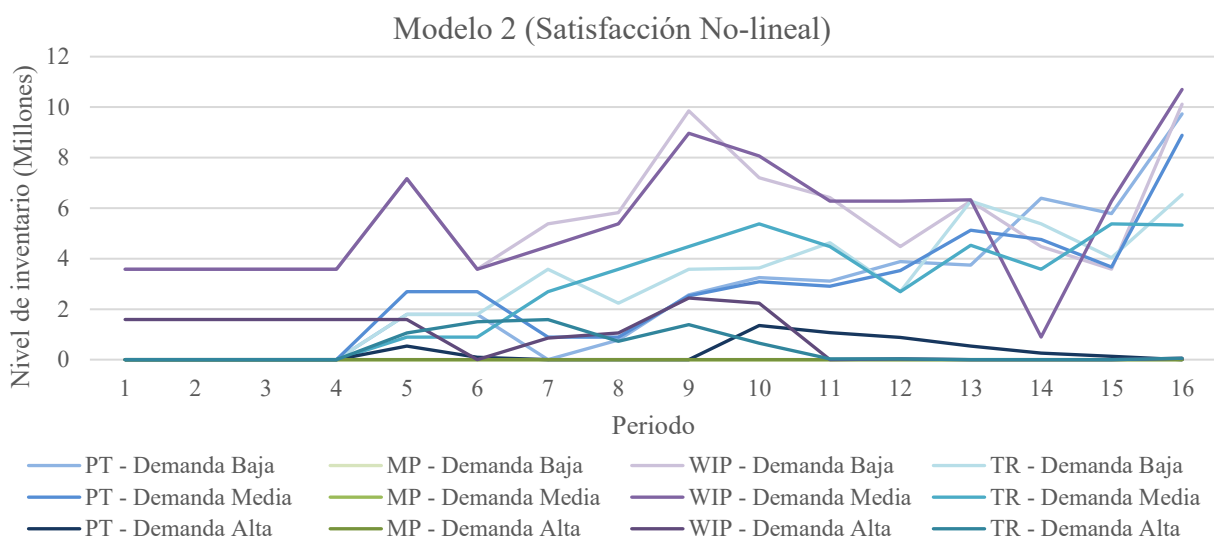
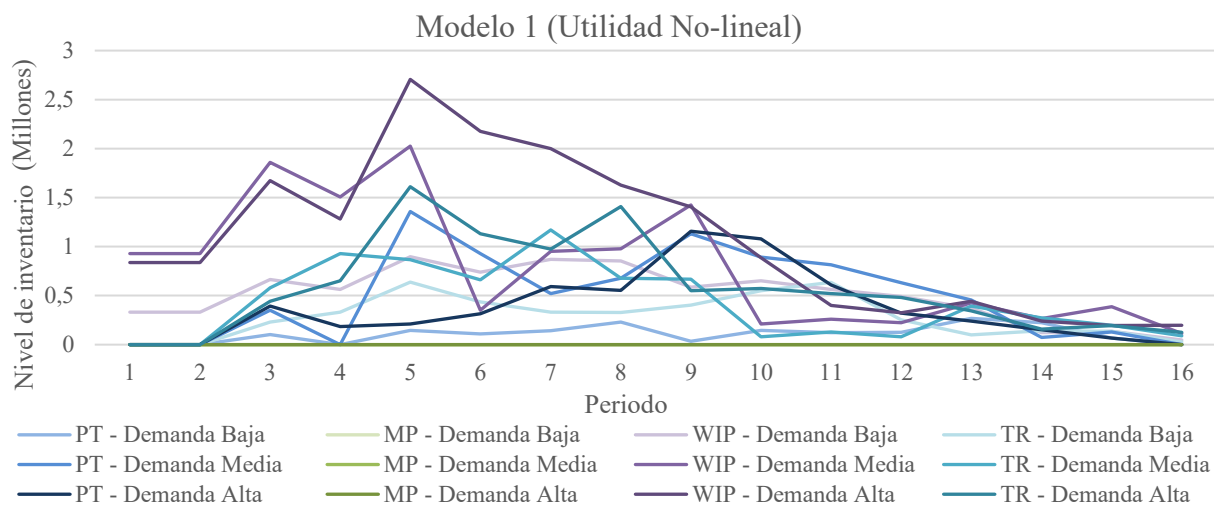


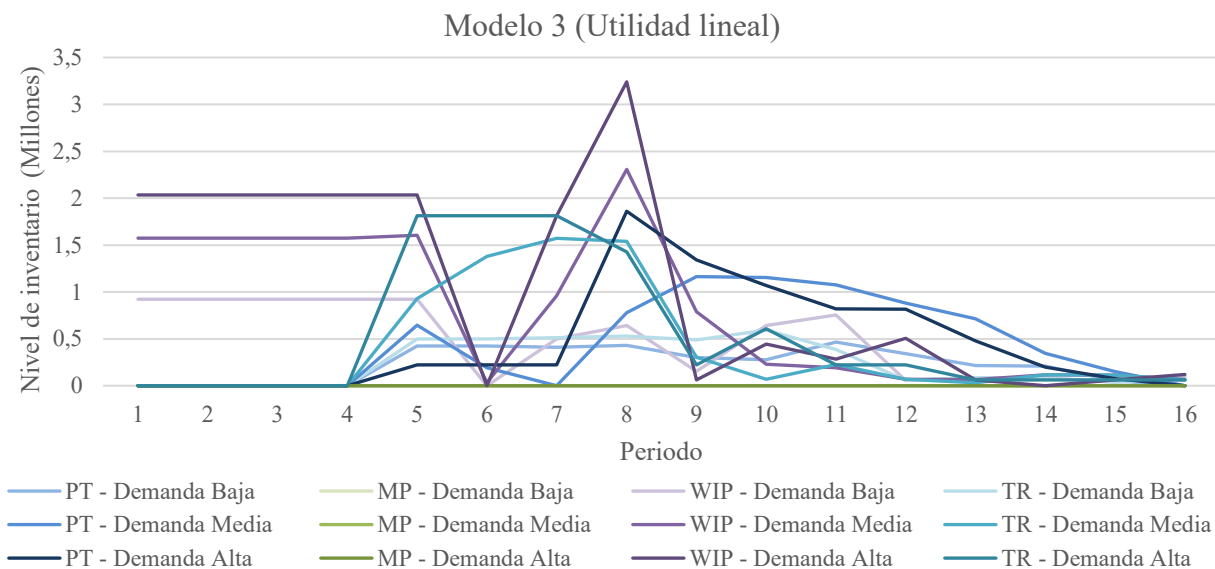
- | | | | |
|----------------------|----------------------|-----------------------|----------------------|
| — PT - Demanda Baja | — MP - Demanda Baja | — WIP - Demanda Baja | — TR - Demanda Baja |
| — PT - Demanda Media | — MP - Demanda Media | — WIP - Demanda Media | — TR - Demanda Media |
| — PT - Demanda Alta | — MP - Demanda Alta | — WIP - Demanda Alta | — TR - Demanda Alta |



No obstante, tal reducción de inventario puede variar de acuerdo con la instancia, que como se mencionaba previamente, puede afectar en gran medida los resultados de los problemas modelados. De hecho, para la instancia 2 observada en la Figura 60, el comportamiento del inventario para el modelo lineal deja de ser tan predecible, pero sigue conservando la relación directamente proporcional entre el escenario de la demanda y el nivel del inventario, pero que, si se compara con el Modelo 1 y contrario a lo ocurrido en la instancia 1, posee unos niveles de inventario bastante similares y convergiendo de las misma hacia una misma tendencia. Ahora, para el Modelo 2, se logra encontrar una relación inversamente proporcional entre el nivel de demanda y el nivel del inventario, dado que, para unos niveles altos de demanda, los niveles de inventario de producto en proceso, terminado y en tránsito tienden a ser los menores comparados con los resultados de los otros escenarios de demanda. De esta forma, podemos afirmar que un modelo propuesto no es la causa de determinado comportamiento en la cadena de suministro, sino que, es producto de la estructura, capacidad y ubicación de instalaciones que afectaran los resultados de los problemas de programación matemática.

Figura 60. Niveles de inventario vs periodo de cada modelo propuesto para la instancia 2

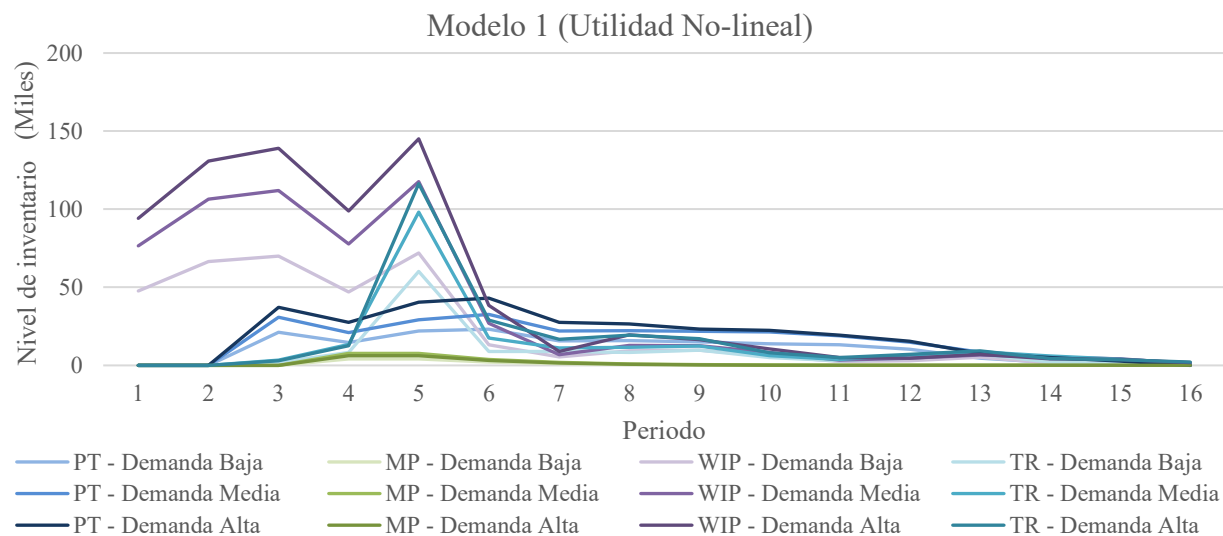


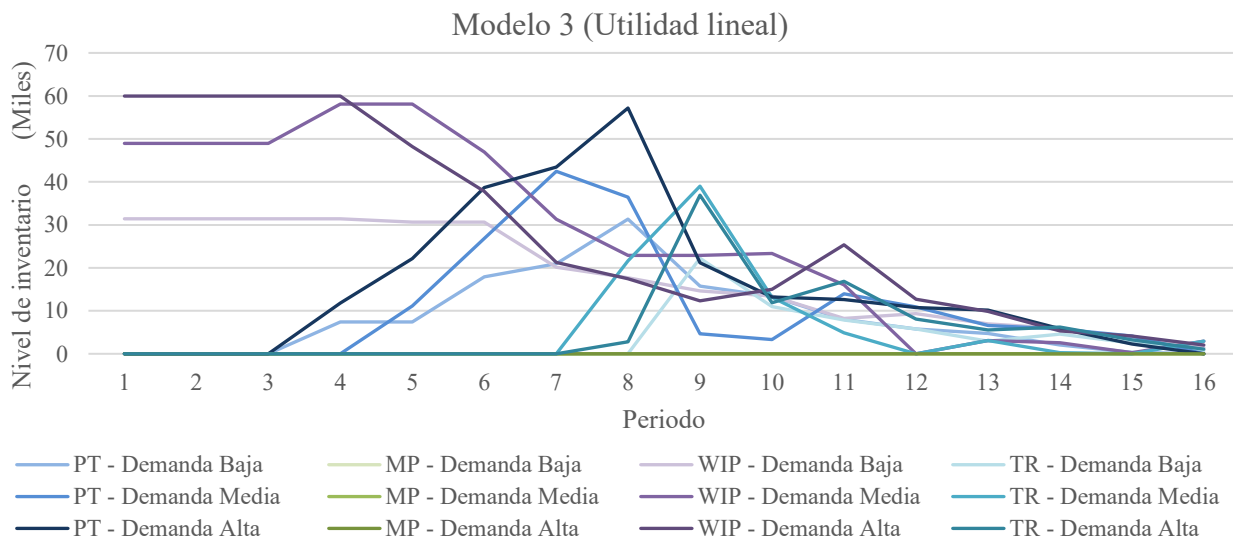
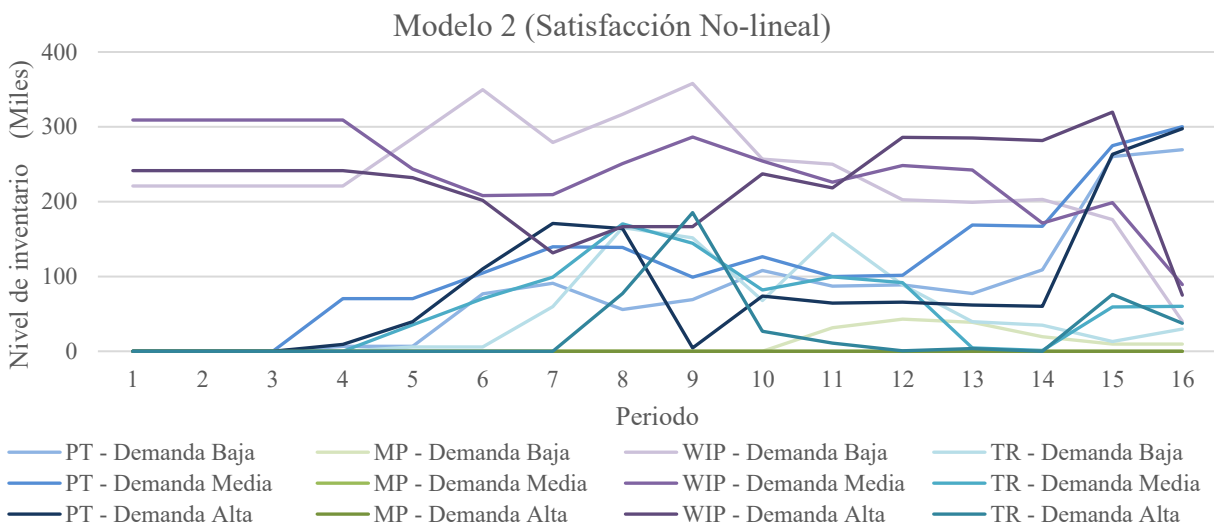


Alineado con la afirmación realizada previamente, con los resultados del nivel de inventario de la instancia 3 representados en la Figura 61, se rompen totalmente las aseveraciones que caracterizaban la diferencia entre el modelo lineal y el modelo no-lineal. La razón se encuentra dada en el comportamiento que inicialmente se había identificado como particular para los problemas lineales de cadenas de suministro, el cual consistía en realizar una producción que alcance los límites máximos de la cadena de suministro, para luego mantener almacenado tal inventario y liberándolo a medida que se vaya cumpliendo la demanda. Tal peculiaridad de la solución se puede observar en la Figura 61 para el modelo 1 y no para el 3, contrario a la hipótesis realizada en un inicio del análisis en la Figura 59. Incluso, se puede observar unos resultados desfavorables con respecto al nivel del inventario para periodos específicos, en los cuales alcanzan casi los 150 millones, pero que, con el modelo lineal, que posee un comportamiento similar al del modelo no-lineal representado en la Figura 59 no supera los 60 millones en un mismo periodo. De acuerdo con lo anterior, el análisis que puede realizarse debería estar enfocado hacia los datos de la instancia a modelar o con el solver utilizado para la solución con los respectivos métodos que utiliza este para encontrar aproximaciones que resuelvan el problema. Sin embargo, no es posible encontrar una relación evidente que provoque el comportamiento observado para el Modelo 3 en la instancia 1 de la Figura 59, o el del Modelo 1 de la instancia 3 en la Figura 61, ratificando la complejidad que posee este.

Por ejemplo, dado que el solver utilizado para la instancia 3 fue COUENNE, a pesar que no se encontró solución para el escenario con demanda alta para la instancia 1, se notó que los niveles de inventario de acuerdo con las decisiones tomadas en la red, no variaban en gran medida entre el escenario de la demanda baja y media, encontrando de esta forma que el solver COUENNE tiende a obtener soluciones iniciales factibles similares independiente de la demanda modelada. Además, se debe tener en cuenta que el tiempo de solución límite que se le establecieron a los solvers fue de 30 minutos, el cual resulta ser relativamente corto para la complejidad que poseen la clase de problemas planteados, pero que, de acuerdo con las estrategias que caracterizan a cada solver, se podrá conseguir el óptimo global al problema (LINGO y COUENNE) y este podrá variar considerablemente con las soluciones iniciales factibles obtenidas. De esta forma, se puede afirmar que no es fácilmente encontrar una relación estrecha y confiable entre los comportamientos similares que se obtienen para distintas demandas de una misma instancia con el solver utilizado para resolverlas, a menos que se obtuvieran soluciones óptimas globales que comprobaran o negaran tal relación.

Figura 61. Niveles de inventario vs periodo de cada modelo propuesto para la instancia 3



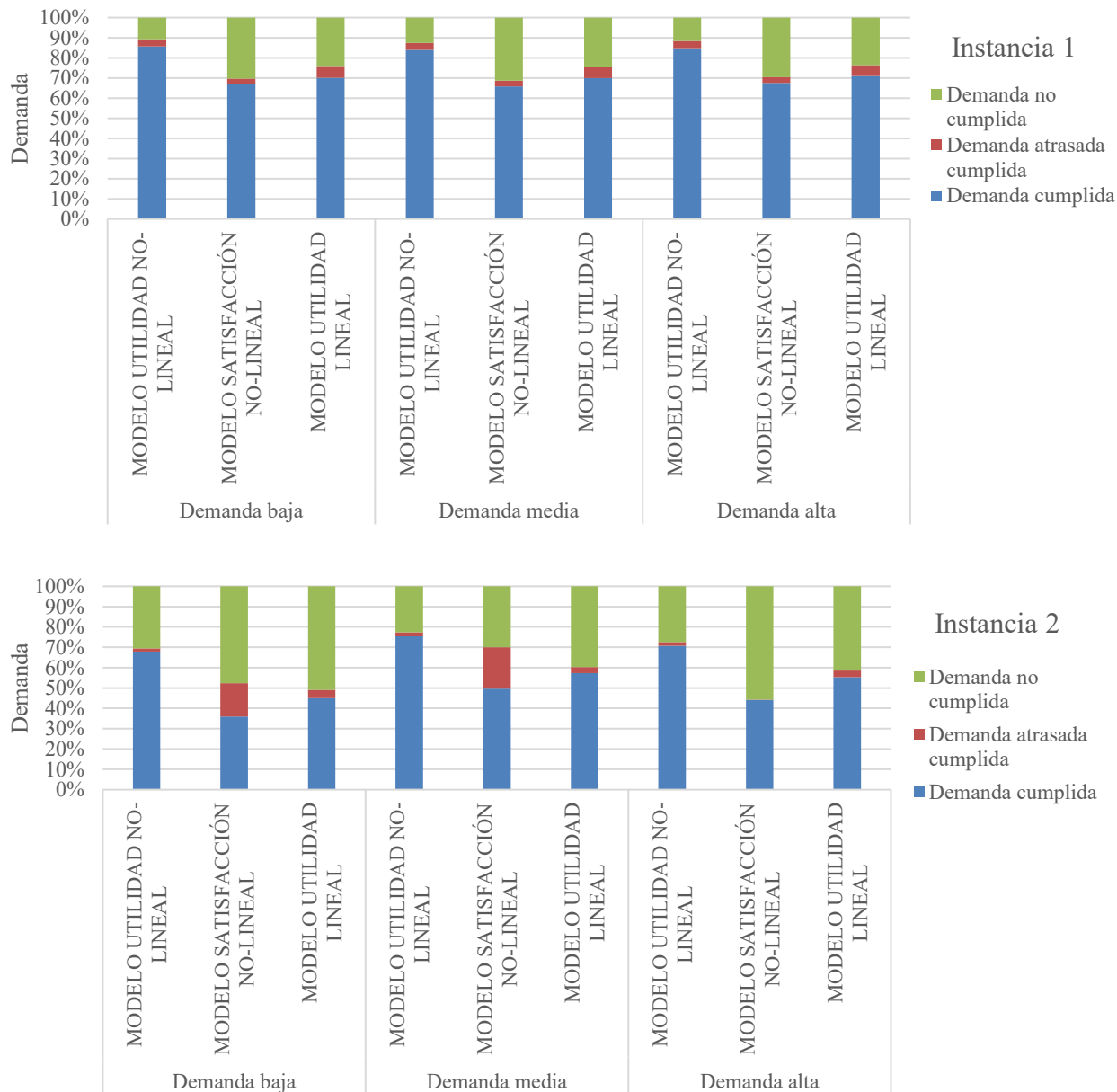


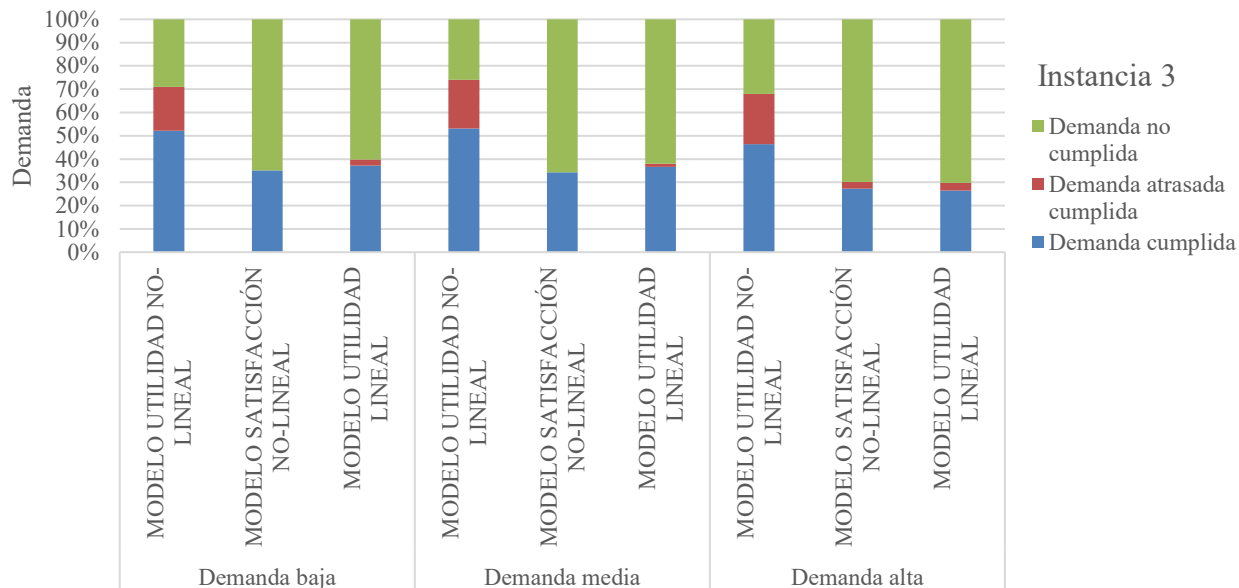
8.2.4. Demanda

En la Figura 62, se puede observar el porcentaje de demanda cumplida tanto a tiempo como de manera atrasada y también la proporción que no fue posible cumplir dentro de todo el horizonte de planeación. Cabe aclarar que el nivel de servicio exigido con la Ecuación (42) aplica desde el periodo en el cual el producto que permanece mayor tiempo dentro de la red hasta llegar al nodo final es entregado al cliente final. De esta manera, se podrá observar que con los gráficos presentados no se cumplen estrictamente tales porcentajes de demanda cumplida, ya que se tendrá en cuenta el déficit dentro de los primeros periodos, causando así que aquellas instancias que poseen un tiempo ε_{max} menor, tenderán a obtener unos mejores resultados (instancia 1 con 6

periodos), pero aquellas en las que tal tiempo es mayor tenderán a obtener un mayor porcentaje de demanda no cumplida (instancia 3 con 11 periodos).

Figura 62. Comparación del cumplimiento de demandas de cada modelo





Es claro notar que el Modelo 2 o también llamado modelo de satisfacción no-lineal, de manera general resultó ser el que menos cumplió con la demanda debido a la función objetivo que lo caracteriza, contrario a los modelos que maximizan las utilidades dado que pretenden tener una mayor cantidad de demanda cumplida teniendo en cuenta también un equilibrio con los costos que se generan. Se podría afirmar que sobre los resultados presentados se puede evidenciar la afectación de la capacidad de la cadena de suministro en los gráficos de la demanda, que independientemente del escenario se observa que la demanda cumplida no aumenta considerablemente conforme aumenta la demanda, sino que llega a cierto límite que no puede sobrepasar y que incluso, se puede notar que los resultados obtenidos con cualquier modelo son muy similares cuando se compara el escenario de demanda alta con el de demanda media. No obstante, eso es causado a que, ya que la demanda de forma general aumenta, también lo hará la demanda cumplida y no cumplida, generando que se encuentren valores similares con respecto al porcentaje de demanda cumplida, pero claramente esto quiere decir que así dos escenarios posean un mismo porcentaje de demanda cumplida, quiere decir que la cantidad de demanda cumplida sí aumentó, pero en relación con la demanda total generada fue la misma proporción.

De acuerdo con lo anteriormente mencionado, es más interesante notar aquellos aumentos de porcentaje de demanda cumplida entre escenarios, que cuando se conserva la misma proporción. Por ejemplo, para la instancia 2 independientemente del modelo utilizado, claramente se observa

un aumento en el porcentaje de la demanda cumplida entre el escenario con demanda baja y el de demanda media. Esto quiere decir que no solo se cumplió con proporción de la satisfacción de la demanda, sino que también, se cumplió con una cantidad adicional que posiblemente en el escenario con demanda baja no era posible cumplir en ciertos periodos para los nodos generadores de demanda.

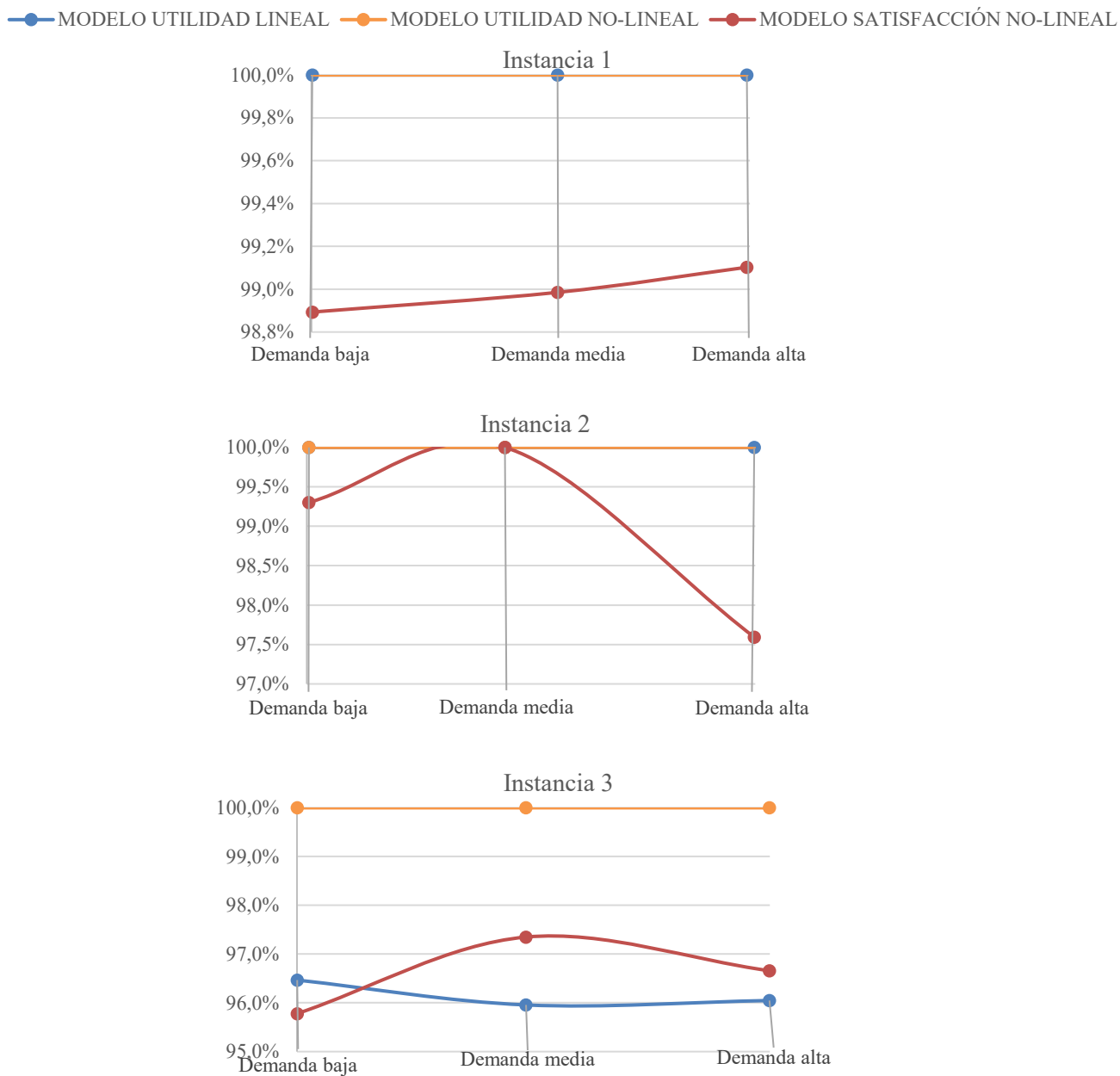
Ya que el Modelo 1 propuesto, que incluye las no-linealidades provocadas por la inversión en la tecnología RFID, genera unos aumentos en la eficiencia en tiempos de procesamiento y de entrega, se evidencia que implementando las decisiones ofrecidas por los resultados de este problema e incluyendo la correspondiente inversión en la tecnología, es el que logra satisfacer en mayor medida la demanda, teniendo en cuenta que las soluciones obtenidas con este fueron apenas factibles o en el mejor de los casos, óptimos locales, mientras que con el modelo lineal siempre se alcanzó el óptimo global al problema. Con esto, es posible afirmar que si se aumenta el tiempo límite de ejecución del solver podrían mejorar aún más los resultados de la demanda cumplida ya que podría alcanzarse los óptimos globales del problema.

8.2.5. Nivel de servicio

Contrario a los resultados expuestos en la Figura 62, en los cuales se tenía en cuenta la demanda que no se satisfacía en periodos anteriores al límite de tiempo ε_{max} , en la Figura 63 se puede observar los resultados del nivel de servicio con cada modelo, pero teniendo en cuenta únicamente los periodos en los cuales se puede cumplir la demanda. Claramente se puede observar que, como fue recurrente los malos resultados que se obtuvieron con el modelo 2 propuesto, para el caso del nivel de servicio no fue la excepción. A pesar que se cumplieron los límites del nivel de servicio que se debían cumplir siendo superiores al 95%, se encontró que el nivel alcanzado no supera los niveles que se podrían ofrecer aplicando las decisiones obtenidas con los modelos de maximización de utilidades, salvo para el caso de la tercera instancia en el cual se obtienen niveles de servicio superiores al ofrecido por la solución del problema lineal que a su vez consiste en el óptimo global del modelo. Sin embargo, la consecuencia principal por cumplir con tales niveles de servicio para las demandas media y alta se puede reflejar en los resultados de las utilidades obtenidas en la cadena de suministro, tanto en los casos en los que se tienen en cuenta las no-linealidades de la inversión en RFID (Figura 56), como en los casos en los que no (Figura 55).

Por otro lado, como era de esperarse, el Modelo 1 que maximiza las utilidades teniendo en cuenta las inversiones en la tecnología, fue el que obtuvo un nivel de servicio del 100% para todos los escenarios de todas las instancias, garantizando que es el que mejor capacidad de respuesta tiene para cumplir con la demanda, debido a sus reducciones en tiempos de entrega y procesamiento. Es de resaltar que, para la tercera instancia, este último aspecto con respecto a las eficiencias en tiempos puede reflejarse en mayor medida al compararlo con los resultados del Modelo 3 que maximiza las utilidades de manera lineal, identificando que la tecnología RFID puede garantizar unos mejores resultados con respecto al nivel de servicio ofrecido.

Figura 63. Nivel de servicio obtenido de cada modelo



Puede evidenciarse igualmente que para el modelo 1, el cual poseía tres restricciones y una función objetivo no-lineal esta última causada por términos bilineales, a pesar de no haber conseguido un óptimo global e incluso en algunos casos ni siquiera local, se encontraron unos resultados más favorables en comparación con el modelo 3 que era completamente lineal y se conseguía fácilmente el óptimo global.

8.3. Análisis final

Luego de resolver para algunas de las instancias de Willems (2008) cada uno de los tres modelos propuestos, Modelo 1 (Modelo Utilidad No-lineal), Modelo 2, (Modelo Satisfacción No-lineal) y Modelo 3 (Modelo Utilidad Lineal), para los tres escenarios de demanda (Demanda baja, media y alta) y con cada uno de los 3 solvers (LINGO, COUENNE, BONMIN) se encontró que para problemas considerados como altamente complejos por ser no-lineales y no-convexos, se lograron encontrar óptimos locales e incluso soluciones mejores a estas en 30 minutos o menos. Por ejemplo, se identificó que para la mayoría de casos resueltos con el solver LINGO se encontró un óptimo local del problema, además, con los solvers BONMIN y COUENNE se lograron encontrar soluciones en tiempos inferiores al límite mencionado cuando se intentaba resolver el problema fraccional del Modelo 2. Adicionalmente, se encontró que los cálculos computacionales que llevan a cabo cada uno de los solvers pueden afectar en gran medida la eficiencia en la ejecución, dado que solvers como BONMIN y COUENNE excedieron el tiempo en una misma iteración evitando que se detuviera con tal criterio de detención, situación que logró evitarse con LINGO al activar la opción “Kill Scripts” que detiene el solver de manera súbita cuando se cumple el tiempo máximo así se encuentre en una misma iteración y razón por la cual no se observó, salvo en un escenario, tal comportamiento en los tiempos de ejecución. Dado que para algunos escenarios de ciertas instancias solucionando el Modelo 1 no se lograba una completa dominancia por parte de un solver con respecto al resto, no era posible afirmar que con cierto solver se iba a garantizar una mejor solución que con otro, sin embargo, LINGO fue el que en la mayoría de escenarios en dos de las tres instancias analizadas entregó un óptimo local de la solución y por esta razón se analizaron tales resultados posteriormente. Mientras que, COUENNE, el solver utilizado para problemas no-convexos, entregó unas soluciones muy cercanas a los óptimos locales obtenidos con LINGO y, de hecho, en una de las instancias superó a LINGO en la mayoría de escenarios y que, por esta razón, fueron escogidos dichos resultados para analizar posteriormente el comportamiento del Modelo 1 propuesto. Similarmente, para el Modelo 2, se identificó una superioridad con respecto a los otros solver por parte de LINGO, destacando que, sin ser un solver eficiente, absolutamente en todos los escenarios de todas las instancias fue el que obtuvo unos mejores resultados, y que, por este motivo los resultados del Modelo 2 fueron analizados con las soluciones de LINGO.

Para el caso del Modelo 2, que tiene como objetivo maximizar la proporción entregada por parte de ciertos nodos a las instalaciones en las que se genera la demanda sobre el total que provee a estas, se identificó que obtuvo unos resultados no favorables con respecto a la rentabilidad que puede garantizar a una cadena de suministro, es por esto que el problema debe ser replanteado y la correspondiente función objetivo no-lineal debería ser formulada de cierta forma en la cual no afecte extremadamente las utilidades de la red. Que incluso, en el trabajo original desarrollado por Liao et al. (2011) la función fue utilizada en un problema multiobjetivo con variables que pretendían encontrar otro tipo de decisiones pero que pudieron plantearse para problemas que buscan el cuándo y el cuánto de la cadena de suministro.

Como se pudo observar en la Figura 55 y Figura 56, las decisiones que se toman en una cadena de suministro pueden tomar repercusiones considerables si no se tienen en cuenta no-linealidades que resultan explícitas en una cadena de suministro, como las formuladas en el Modelo 1 que fueron enfocadas hacia las inversiones realizadas en la red, que en este caso eran relacionadas con la tecnología RFID. Y acuerdo con los resultados obtenidos, si se llegase a implementar en la red una inversión en este aspecto, se lograrían en algunos casos hasta doblar las utilidades si se respalda la planeación táctica de la red con modelos de programación no-lineal entera mixta como el presentado en este trabajo, que logra representar la complejidad del comportamiento de la cadena de suministro.

Igualmente, se evidenció que los objetivos y decisiones de la red tienen una alta dependencia de la estructura de la red, que por ejemplo para el Modelo 2, se veía afectado en gran medida por la cantidad de puntos originadores de demanda, los arcos de la red, la ubicación de las instalaciones y la cantidad de nodos que pertenecían al conjunto Ω_i . Es por esto que no solo para el Modelo 2, sino que para los otros dos problemas propuestos se obtuvieron unos resultados que variaban en gran medida con respecto a los objetivos que se compararon. Adicional a esto, en los objetivos que se compararon se evidenció una alta sensibilidad al nivel de demanda, que genera un amplio espectro sobre los posibles resultados que pueden evidenciarse en una cadena de suministro, pero que permite conocer a priori los escenarios optimistas y pesimistas a la hora de tomar decisiones.

Se logró evidenciar que mientras el Modelo 2 en la mayoría de los casos provocaba unos altos niveles de inventario de producto en proceso y producto terminado, el modelo no-lineal propuesto que maximizaba las utilidades de la red no difería en gran cantidad con respecto al inventario observado para el modelo lineal con el que si se logró un óptimo global. Además, a pesar que con el problema planteado no se busca reducir los costos logísticos tales como: costos por mantener inventario, costos de déficit y costos de alistamiento, se logra notar una relación entre la función objetivo y los niveles de inventario, dado que el modelo de satisfacción no-lineal, consiguió unos niveles de inventario bastante altos y consecuentemente también lo fueron sus utilidades, e incluso con la Figura 55, Figura 56 y Figura 58, se puede observar que para el único caso en el que consiguió unos resultados positivos para sus utilidades (escenario con demanda alta de la instancia 2), se encontró que sus niveles de inventario estuvieron al nivel de los modelos que maximizaban sus utilidades.

A partir de la Figura 59, Figura 60 y Figura 61 no se logró evidenciar una directa relación entre los modelos planteados y la variación en los niveles de inventario por periodo respecto al escenario de demanda, dado que para el caso del Modelo 3 que maximiza las utilidades de la cadena de suministro sin tener en cuenta las no-linealidades planteadas, solo se evidenció en un escenario el comportamiento de tomar las mismas decisiones por periodo, a diferencia de las cantidades utilizadas, independientemente de la cantidad de demanda en la red. Muy similar al Modelo 3, se encontró que el Modelo 1 que maximiza también las utilidades, pero teniendo en cuenta las no-linealidades por la tecnología RFID, tiene este comportamiento particular únicamente para la instancia 3. Muy posiblemente, debido a que se estableció un tiempo relativamente corto, especialmente para este tipo de problemas no-convexos y no-lineales, se obtuvieron soluciones con óptimos locales o apenas factibles, pero no con óptimos globales que pueden garantizar solvers como LINGO y COUENNE. Por tal razón, se podría inferir que con tiempos de solución más altos pueden obtenerse soluciones con las cuales se encuentren relaciones que expliquen comportamientos como el anteriormente planteado, sin embargo, puede que tales solvers permanezcan iterando infinitamente sin encontrar un óptimo global debido a la no-convexidad y por ende a los métodos de búsqueda exhaustivos que requieren para encontrar tal solución.

9. Conclusiones

En este trabajo se logró realizar una revisión del estado del arte mediante una búsqueda sistemática en la base de datos bibliográfica Scopus, utilizando ciertas condiciones que permitiera identificar la existencia de documentos que hayan propuesto modelos similares a los trabajados en este documento y verificar de esta manera si existe una alta frecuencia en tal tipo de documentos. La búsqueda realizada se acotó de tal forma en la que se obtuvieran únicamente documentos en los que se incluyeran dentro de su título, resumen o palabras clave términos relacionados con la planeación táctica en redes de cadenas de suministro a través de modelos de optimización no-lineal. Gracias a la metodología planteada se consiguió completar un total de 101 documentos, los cuales a partir de aproximadamente 250 componentes se logró caracterizar cada uno de ellos a través de campos binarios en su mayoría, pero también numéricos, calculados y en algunos casos campos de texto para dar una explicación adicional que se requiriera para el entendimiento de las no-linealidades o del modelo en general propuesto por cada documento.

A partir de una representación gráfica de los resultados obtenidos se logró exponer información relevante acerca del estado del arte en esta materia, como por ejemplo la consideración de la incertidumbre en la demanda y el respectivo manejo que se le dio a través de las técnicas implementadas, y también la utilización que se le dio a las variables, restricciones y funciones objetivo para conformar el modelo de programación matemática. Esta revisión se realizó señalando la proporción de restricciones y funciones objetivo que fueron determinadas de manera lineal y no-lineal, con el propósito de comprender de mejor manera la causalidad de las no-linealidades cada uno de los modelos. Finalmente, con los resultados obtenidos se logró obtener un gráfico general que lograra representar la causalidad de las no-linealidades en los problemas de este tipo, indicando si se encontraban en restricciones, funciones objetivo o en alguna combinación entre estas.

Con el propósito de establecer los componentes matemáticos del problema a modelar, fue necesario distinguir la naturaleza que explicaba cada una de las restricciones que plantearon los autores, como sus respectivas funciones objetivo. Con dichos resultados se obtuvo el insumo suficiente para desarrollar el modelo de programación matemática que implementara algunas de las no-linealidades que podrían presentarse en estas redes. Y además, teniendo en cuenta que se identificó que apenas un 4% de los documentos cumple con las características planteadas en el

modelo propuesto, las cuales son: una planeación táctica para cadenas de suministro de varios escalones y para múltiples periodos; en ninguno de estos trabajos se planteó un modelo en el que se pudiera determinar una cantidad transportada o producida variable a través del tiempo en una cadena de suministro acíclica en la cual se pudieran identificar las características de las redes convergentes y divergentes simultáneamente. Y que, adicionalmente, estos modelos fueron diseñados de tal manera que se asumía una cantidad producida en todos los periodos, pero no se consideraban casos en los que un lote requiriera un tiempo de procesamiento que bloqueara completamente la producción en el nodo durante tal tiempo, que según los datos obtenidos de las cadenas de suministro del dataset ofrecido por el autor Willems (2008) se asume como la condición que restringe los problemas. De esta manera, teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la revisión del estado del arte, las características únicas del modelo en cuestión y la información suministrada por el dataset mencionado, se logró establecer completamente los componentes matemáticos del problema de programación matemática.

Adicionalmente, luego de analizar las técnicas utilizadas para manejar las incertidumbres presentadas en la demanda de las cadenas de suministro, se propuso una metodología distinta que lograra servir como soporte para la toma de decisiones en la cual se pudiera evidenciar los resultados más negativos y más positivos de acuerdo con el escenario de demanda modelado. De esta forma, se podría analizar las decisiones a tomar de acuerdo con el escenario que se asumirá: optimista, en el cual se toman los niveles de demanda más altos que podrían presentarse en la red; pesimista, en el cual se utiliza el escenario en el cual la demanda total de la cadena de suministro tiene unos niveles más bajos y; medio, en donde se asume un escenario en el cual la demanda no difiere en gran medida con el parámetro del promedio de la distribución normal que describe el comportamiento de esta en las redes a solucionar.

De esta manera, teniendo claras las características de las redes a modelar y las correspondientes no-linealidades a agregar, se propuso un modelo lineal básico al cual puede adaptarse fácilmente a los componentes matemáticos adicionales que lo conviertan en un problema de MINLP y que, de esta manera, se consiguió proponer dos modelos con objetivos distintos que representan las principales decisiones a tomar en una cadena de suministro en una planeación táctica. Uno de los modelos que se propuso pretendía maximizar las utilidades de la red, teniendo en cuenta algunas no-linealidades evidenciadas en el uso de la tecnología RFID y su relación con

las eficiencias que se evidencian a partir de tal inversión en la red, mientras que el otro modelo, busca maximizar la cantidad transportada a los nodos vendedores desde aquel conjunto de instalaciones que se encuentran a una distancia especificada. Cabe aclarar que lo más importante del modelo presentado, resulta ser la fácil adaptación que puede tener para manejar y considerar distintas no-linealidades, siendo algunas de ellas, las propuestas con los modelos no-lineales expuestos.

Finalmente, se utilizó el software GAMS para resolver los problemas con los solvers LINGO, BONMIN y COUENNE, con los cuales se evidenciaron unos altos tiempos de ejecución, llegando al punto de no resolver la mayoría de instancias ofrecidas por Willems (2008). Sin embargo, una de las causas se encuentra en la cantidad de periodos tenidos en cuenta, que provocaron una gran cantidad de variables, pero que debido a que no se podían asumir los inventarios de producto terminado y materia prima en cada uno de los nodos, se tomó un gran horizonte de planeación para observar el comportamiento de la red hasta cumplir al menos la primera demanda posterior al tiempo que dura un producto como máximo en la red. Además, cabe tener en cuenta que las redes que ofrece tal autor, a pesar de cumplir con los criterios acíclicos señalados anteriormente, consisten en cadenas de suministro bastante complejas y de gran tamaño que incluso dentro de los documentos consultados, no se evidenció tal tamaño. Por lo tanto, con respecto a la eficiencia, no se considera que el modelo propuesto es el más apto para encontrar las decisiones tácticas en un menor tiempo para las cadenas de suministro incluyendo no-linealidades, pero si puede ser de gran utilidad para encontrar el flujo de cantidades y la respectiva temporalidad en la que se deben transportar en un horizonte de planeación no muy largo y con un tamaño suficiente, siendo la instancia más grande que se logró resolver para uno de los modelos no-lineales de un tamaño de 22 nodos y 22 arcos, teniendo en cuenta que fue considerando una cantidad de 16 periodos.

De acuerdo con el análisis realizado sobre los resultados obtenidos en las 3 instancias comparadas, se logró evidenciar una dominancia por parte del solver LINGO sobre los otros solvers utilizados dado que en múltiples escenarios se logró conseguir óptimos locales del problema, a pesar de notar que COUENNE resaltó por unos buenos resultados. Por otro lado, BONMIN evidenció unos resultados bastante favorables al encontrar solución en tan solo minutos para uno de los modelos, pero únicamente para instancias en las cuales por las características de

la red no resultaba difícil encontrar el óptimo global de este. En el resto de casos, LINGO a pesar de no ser el más eficiente y cumplir con el límite de 30 minutos máximos establecidos en la ejecución, cumplió con dar las mejores soluciones para tal modelo.

9.1. Futuras investigaciones

Para futuras investigaciones, sería interesante explorar aquellos modelos de programación matemática no-lineal para un nivel táctico-operacional, dada su poca investigación y la importancia de las operaciones del día a día y su relación con las decisiones a mediano plazo, que seguramente podrán estar conectadas con el modelo planteado. Adicionalmente, ya que se identificaron no-linealidades en distintas restricciones y funciones objetivo que, si bien no fueron las menos consideradas como las escogidas en este trabajo, pueden ser tenidas en cuenta en futuros trabajos de tal manera que se conecten satisfactoriamente con el modelo general planteado. Otras investigaciones también pueden ir enfocadas hacia el uso de solvers como SHOT (Kronqvist et al., 2019; Lundell & Kronqvist, 2021), AOA (Kronqvist et al., 2019) o DICOPT (Bonami et al., 2009) los cuales han demostrado ser bastante rápidos para resolver problemas convexos, teniendo en cuenta que debe realizarse una transformación al modelo propuesto para convertirlo en un modelo convexo y conseguir mejores y más rápidos resultados de este. También, teniendo en cuenta la complejidad que se encuentra al solucionar modelos de programación matemática no convexos, se podría realizar un replanteamiento al modelo no-lineal propuesto que maximiza las utilidades, de tal forma que se realicen aproximaciones como las realizadas por Lu (2021), en donde se transforman las restricciones no-lineales de igualdad para evitar la conocida no-convexidad en estos problemas de MINLP. Así mismo, con el propósito de encontrar unas mejores soluciones, para futuras investigaciones se puede realizar una revisión de metaheurísticas que logren dar solución al modelo en un menor tiempo y garantizando una buena solución, teniendo en cuenta que tan solo la representación de la solución podría convertirse en todo un reto. Además, a partir de algunas de las técnicas utilizadas por otros autores, o como la realizada en este trabajo para el manejo de la incertidumbre, se podría implementar una modificación al modelo de tal manera que considere la incertidumbre que también presenta Willems (2008) con respecto al tiempo de procesamiento.

10. Anexos

10.1. Documentos encontrados

A continuación, se presentan los 101 documentos analizados y que conformaron principalmente la revisión del estado del arte del problema planteado.

- (Sarrafha et al., 2015)
- (Ebrahimi, 2018)
- (Manupati et al., 2020)
- (Monteiro et al., 2010)
- (Sérgio M.S. Neiro & Pinto, 2004)
- (Altiparmak et al., 2006)
- (Firoozi et al., 2013)
- (Guillén-Gosálbez & Grossmann, 2010)
- (Vidal & Goetschalckx, 2001)
- (Saragih et al., 2019)
- (Diabat et al., 2013)
- (Nasiri et al., 2010)
- (Shu et al., 2012)
- (Pishvae et al., 2010)
- (Kaya & Urek, 2016)
- (P. Liu et al., 2011)
- (Gholamian & Nasri, 2019)
- (Chiu & Huang, 2003)
- (Guo & Li, 2014)
- (Sabri & Beamon, 2000)
- (Liao et al., 2011)
- (Goodarzian et al., 2020)
- (F. Wang et al., 2011)
- (M. Liu & Zhang, 2016)
- (Mohseni & Pishvae, 2016)

- (Pazhani et al., 2016)
- (Santoso et al., 2005)
- (Gupta & Maranas, 2000)
- (Bagul & Mukherjee, 2016)
- (Benjamin, 1990)
- (Diabat et al., 2015)
- (Zhang et al., 2016)
- (L. Liu et al., 2004)
- (Mendoza & Ventura, 2012)
- (Yang & Lin, 2010)
- (You & Grossmann, 2011)
- (Govindan et al., 2015)
- (Tsao et al., 2017)
- (A. A. Hasani, 2016)
- (Guerrero Campanur et al., 2018)
- (Nouira et al., 2016)
- (You & Grossmann, 2008a)
- (Yue et al., 2013)
- (Zhou & Min, 2011)
- (Tsao, 2013)
- (Rabbani et al., 2009)
- (Shafieezadeh & Sadegheih, 2014)
- (Osman & Demirli, 2012)
- (Sarkar et al., 2017)
- (Hugo & Pistikopoulos, 2005)
- (Mahdiraji et al., 2015)
- (Gong & You, 2014)
- (Loni & Khamseh, 2016)
- (Miranda & Garrido, 2004)
- (Darvishi et al., 2020)

- (Shahabi et al., 2013)
- (Shu et al., 2010)
- (You & Grossmann, 2009b)
- (Jung et al., 2008)
- (Ameknassi et al., 2016)
- (Longinidis & Georgiadis, 2013)
- (Gharaei et al., 2017)
- (You & Grossmann, 2009a)
- (You & Grossmann, 2008b)
- (Tsao et al., 2016)
- (Lieckens & Vandaele, 2012)
- (Chen et al., 2003)
- (Chen & Lee, 2004a)
- (De et al., 2020)
- (You & Grossmann, 2014)
- (Guillén-Gosálbez & Grossmann, 2009)
- (Petridis, 2015)
- (S. Wang & Sarker, 2006)
- (Zhao et al., 2016)
- (Li et al., 2020)
- (Diabat & Richard, 2009)
- (Chen & Lee, 2004b)
- (Kaplan et al., 2011)
- (Graves & Willems, 2000)
- (Negahban & Dehghanimohammadabadi, 2018)
- (Fleischhacker et al., 2015)
- (A. Hasani et al., 2015)
- (A. Hasani et al., 2012)
- (MA et al., 2016)
- (J. Wang et al., 2009)

- (Shu et al., 2005)
- (Graves & Willems, 2003)
- (Arasteh, 2020)
- (Nagurney & Masoumi, 2012)
- (Nagurney et al., 2012)
- (Schulz et al., 2005)
- (S M S Neiro & Pinto, 2003)
- (Ettl et al., 2000)
- (Zhalechian et al., 2016)
- (Kaur & Singh, 2019)
- (Abdallah et al., 2012)
- (Jackson & Grossmann, 2003)
- (Shen & Daskin, 2005)
- (Gjerdrum et al., 2001)
- (Bagherinejad & Najafi-Ghobadi, 2019)
- (Shu et al., 2015)

10.2. Anexo I. Glosario

10.2.1. Clasificación de variables binarias

Instalaciones: El modelo posee variables que asignan instalaciones, bien sea plantas, centros distribución, almacenes, entre otros. Así mismo, la elección del tipo de adquisición de instalaciones como compra o arriendo.

Asignación de producto: El modelo posee variables que asignan la producción, almacenamiento o venta de productos en las correspondientes instalaciones.

Transporte: El modelo posee variables de asignación de arcos entre nodos, modos de transporte entre estos o activación de cargue o descargue de los envíos.

Operativas: El modelo incluye variables que asignan operarios o el tipo de mano de obra requerido o instantes de inicio de operación (scheduling).

Contratos inteligentes: El modelo incluye variables que activan los contratos inteligentes, los cuales facilitan, verifican y hacen cumplir acuerdos entre los participantes de la cadena de suministro automáticamente. (Manupati et al., 2020)

Capacidad: El modelo a través de variables binarias indica si se amplía o reduce la capacidad en los nodos, arcos o flotas.

Manejo de residuos: El modelo permite la elección del manejo de residuos.

Demanda: El modelo asigna con variables binarias la demanda de los nodos o permite activar la variable si se modifica esta.

Precio: El modelo permite la elección de precio de compra entre nodos.

Faltantes: El modelo a través de variables binarias indica si una instalación va a incurrir en déficit.

10.2.2. Clasificación de variables enteras

Órdenes: El modelo a través de variables enteras busca determinar la frecuencia de los pedidos, la cantidad de ordenes realizadas o de viajes requeridos.

Tiempo de entrega: El modelo con variables enteras determina el tiempo desde que sale el producto de un nodo hasta llegar al nodo destino o el tiempo de servicio el cuál puede definirse como el tiempo garantizado de entrega (Graves & Willems, 2000).

Producción: El modelo a través de variables enteras determina la cantidad producida en una planta o la cantidad de ciclos de producción de esta.

Flujo por la red: El modelo determina los flujos por los arcos a través de variables enteras.

Inventario: El modelo tiene en cuenta con variables enteras los niveles de inventario, el inventario promedio, el inventario de seguridad, el punto de reorden o el inventario acumulado.

Ambientales: El modelo incluye variables enteras para determinar el nivel de protección del medio ambiente en una instalación.

Transporte: El modelo usa variables enteras que indican el tamaño de las flotas.

Capacidad: El modelo usa variables enteras para determinar la capacidad de las flotas.

Productos no conformes: El modelo determina con variables enteras la cantidad de productos que fueron devueltos o que fueron irrecuperables.

Conservación: El modelo determina con variables enteras la vida útil para productos perecederos.

10.2.3. Clasificación de variables continuas

Flujo por la red: El modelo usa variables continuas para determinar el flujo de producto o el porcentaje que le corresponde a los nodos destinos, el tamaño de la orden de pedido, las ventas o las ventas acumuladas.

Producción: El modelo usa variables continuas para determinar la cantidad producida, el tiempo de producción, la producción acumulada en las plantas, la cantidad producida en horas extra, la cantidad de ciclos de producción, el tiempo de ciclo, la cantidad de ciclos de producción o la cantidad de personal contratada para elaborar los productos.

Inventario: El modelo usa variables continuas para determinar el nivel de inventario, el inventario promedio, el inventario de seguridad, el punto de reorden o el inventario acumulado.

Faltantes: El modelo usa variables continuas para determinar el déficit en las instalaciones o el valor esperado de este.

Lead time: El modelo usa variables continuas para hallar el leadtime entre nodos.

Tiempo de entrega: El modelo con variables continuas determina el tiempo desde que sale el producto de un nodo hasta llegar al nodo destino, el tiempo de servicio o el indicador para medir el tiempo de entrega

Capacidad: El modelo usa variables continuas para determinar la capacidad de las instalaciones, de los arcos o de las flotas.

Financieras: El modelo usa variables continuas para determinar ciertos indicadores financieros de las instalaciones o de la cadena de suministro.

Ambientales: El modelo usa variables continuas para determinar indicadores ambientales relacionados con impactos o cantidad de emisiones.

Precio: El modelo usa variables continuas para determinar los precios de transferencia por la red o los precios de venta donde se efectúa la demanda.

Costo de marketing: El modelo usa variables continuas para determinar la cantidad monetaria invertida en campañas de publicidad.

Transporte: El modelo usa variables continuas para determinar la proporción de costos de transporte entre los nodos que se transporta, el tamaño de la flota, el cargue de productos a la flota o la tasa de llegada de las flotas.

Demanda: El modelo usa variables continuas para determinar la demanda, la demanda emergente, el valor esperado de la demanda, la utilidad de responder a demanda, los mercados emergentes, la demanda ajustada de acuerdo con tasa de pérdida, la demanda acumulada o el porcentaje de demanda asignada a un nodo.

Órdenes: El modelo usa variables continuas para determinar el tiempo entre la colocación de órdenes.

Nivel de servicio: El modelo usa variables continuas para determinar el nivel del servicio o la capacidad de respuesta de los nodos.

Área de cobertura: El modelo usa variables continuas para determinar el área cubierta por un nodo para suplir la demanda.

Inversión: El modelo usa variables continuas para determinar las inversiones de capital, inversiones en RFID o inversiones en mejora de la calidad.

Productos no conformes: El modelo usa variables continuas para determinar los desperdicios, los desechos, la cantidad retornada para reprocesos, indicadores para representar la calidad o las medidas de cambio de la calidad a lo largo de la cadena de suministro.

Conservación: El producto usa variables continuas para hallar el esfuerzo de preservación de productos perecederos.

Costo operativo: El modelo usa variables continuas que representan los costos operativos por nodo o acumulados.

Riesgo: El modelo usa variables continuas para representar el riesgo asociado por no recibir suministro.

10.2.4. Clasificación de variables difusas

Decisión final: El modelo usa variables difusas para representar la intersección de distintos objetivos difusos. Por medio de la lógica difusa se busca que todos los participantes de la red consigan maximizar o minimizar sus objetivos respectivamente.

Precio: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre del precio.

Costos de compras: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en los costos de compras.

Costos de transporte: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en los costos de transporte.

Costos de mantener inventario: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en los costos de mantener inventario.

Costos operativos: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en los costos de operar y producir en tiempo regular y tiempo extra.

Costos de personal: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en los costos de contratación y despido.

Capacidad: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en la capacidad de los nodos.

Productos no conformes: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en la cantidad de productos devueltos en la red.

Tiempo de entrega: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en el tiempo de entrega.

Demanda: El modelo usa variables difusas para representar la incertidumbre en la demanda mínima satisfecha.

10.2.5. Clasificación de variables irrestrictas

Producción: El modelo usa variables irrestrictas para representar las propiedades químicas para la fabricación de productos.

Coordenadas: El modelo usa variables irrestrictas para representar coordenadas cartesianas de los nodos.

Indicador ambiental: El modelo usa variables irrestrictas para hallar las emisiones de carbono.

10.2.6. Clasificación de restricciones

Lógicas de asignación: Se usan restricciones para asignar conexiones entre escalones, asignar de acuerdo con una cantidad máxima de instalaciones por escalón o asignar ampliación de capacidad.

Producción: Se usan restricciones para las horas de producción, la cantidad de producción, el BOM, la cantidad de los tiempos de ciclo o la longitud de estos.

Capacidad: Se usan restricciones para la capacidad de las instalaciones, del transporte, la probabilidad de exceder la capacidad de producción, la cantidad de proveedores, determinar el arriendo de instalaciones o para limitar la probabilidad de exceder una cantidad de ordenes especificada.

Demanda: Se define dentro de las restricciones el cálculo de la demanda, el cumplimiento de esta o la satisfacción del mercado.

Balance: Se incluyen restricciones de balance de inventario en una instalación, de conservación de flujo por la red o el balance de este teniendo en cuenta la descomposición de productos perecederos.

Faltantes: Se incluyen restricciones para determinar el déficit o los pedidos atrasados.

Política inventario: Se incluyen restricciones para hallar el inventario de seguridad, el punto de reorden, la frecuencia de pedido, el inventario objetivo, la probabilidad de exceder el inventario de seguridad o el cálculo de indicadores para medir la trazabilidad del inventario en la cadena de suministro.

Lead time: Se restringe el lead time entre nodos.

Tamaño de flota: El modelo restringe la cantidad de vehículos para transportar el flujo entre nodos.

Tiempo de entrega: El modelo usa restricciones para determinar el tiempo de entrega entre nodos, el tiempo de servicio o indicadores para medir el tiempo de entrega.

Nivel de servicio: El modelo restringe el nivel de servicio o la capacidad de respuesta de los nodos o de la cadena de suministro.

Financieras: El modelo restringe los indicadores financieros de los nodos o de la cadena de suministro.

Ambientales: El modelo usa restricciones para el cálculo de indicadores ambientales o el cálculo de emisiones.

Precios: El modelo restringe los precios de transferencia entre los nodos, la probabilidad de exceder los costos intercompañía especificados o el precio del producto final entregado al consumidor final.

Subtours: El modelo usa restricciones para impedir que se generen subtours.

Operativas: El modelo usa restricciones para el manejo de personal, para la secuenciación en la producción o para realizar el cálculo de la eficiencia de la operación.

Costo de compras: El modelo restringe los costos de las compras o define los descuentos por estas.

Costos operativos: Con las restricciones se definen los costos de utilización de máquinas, costo de transición entre colocación de órdenes o costos de producir en el nodo.

Costos de manejo de desperdicios: Se restringen los costos de manejar los desperdicios de los productos no conformes.

Costo de modificación de capacidad: Con las restricciones se define una función que define el costo de ampliar la capacidad de los arcos.

Costos de transporte: Por medio de las restricciones se define la función del costo de transporte.

Costos logísticos: Se definen por medio de restricciones los costos de mantener inventario, la probabilidad de exceder un límite de estos o el cálculo de costos de ordenar o alistar.

Costo total: Se define en las restricciones la función del costo total.

Utilidades: Se define la función de las utilidades o las utilidades después de impuestos dentro de las restricciones.

Productos no conformes: Se define dentro de las restricciones el cálculo de indicadores para representar la calidad de los productos o el cálculo de la cantidad de producción a ser remanufacturada o desechada.

Tiempo de conservación: Se calcula dentro de las restricciones el tiempo para preservar los productos perecederos.

Riesgo: Dentro de las restricciones se calcula el riesgo asociado de no recibir suministro.

Selección de objetivo: Se usa una restricción para seleccionar cuál es la función objetivo que se usará entre minimizar costos o maximizar utilidades.

Robustez: El modelo agrega restricciones para incluir la contraparte robusta.

10.2.7. Clasificación de términos no-lineales en función objetivo

Capacidad: Equilibrio de capacidad utilizada en las instalaciones

Costo de procesamiento: incluye el cálculo del valor esperado del costo de procesamiento de la segunda etapa en el modelo de programación estocástico

Costo de transporte: incluye el cálculo del valor esperado del costo de transporte de la segunda etapa en el modelo de programación estocástico

Costo de inventario: Incluye cálculo del valor esperado del inventario

Costo de mantener inventario de seguridad: Incluye costo esperado de mantener inventario de seguridad teniendo en cuenta una demanda alta, media y baja

10.3. Anexo II. Gráficas de Resultados de Métodos de Solución

Figura 64. Cantidad de variables binarias utilizadas por cada método de solución

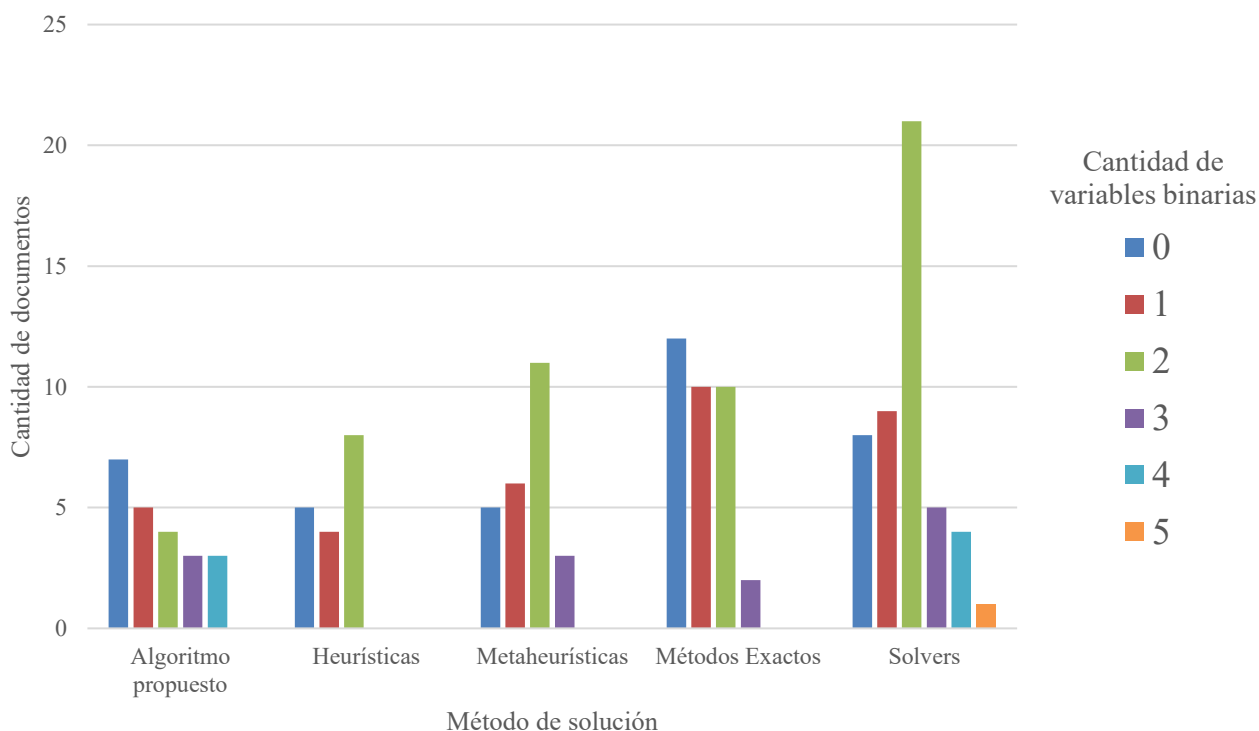


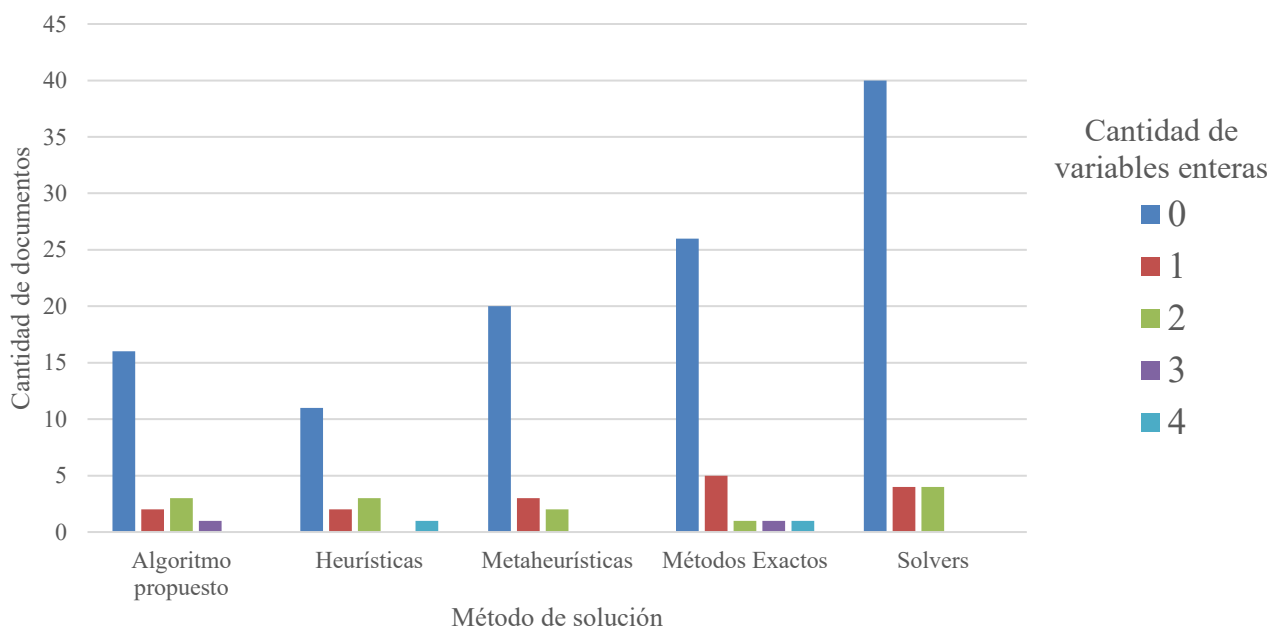
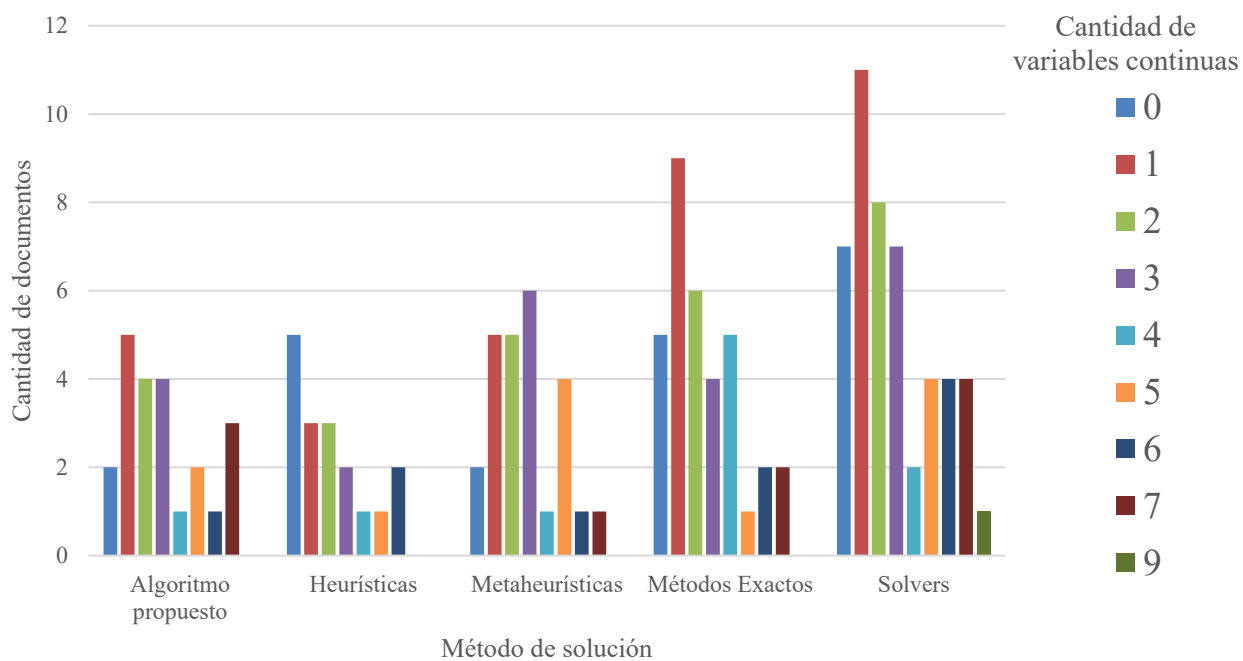
Figura 65. Cantidad de variables enteras utilizadas por cada método de solución**Figura 66.** Cantidad de variables continuas utilizadas por cada método de solución

Figura 67. Cantidad de restricciones no-lineales utilizadas por cada método de solución

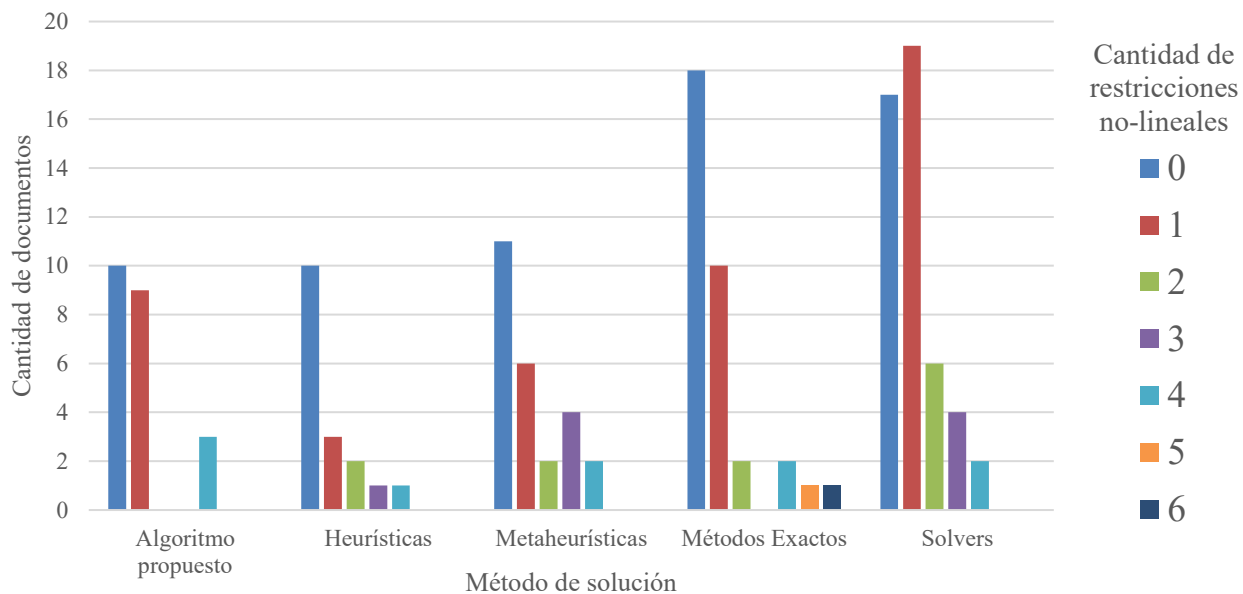
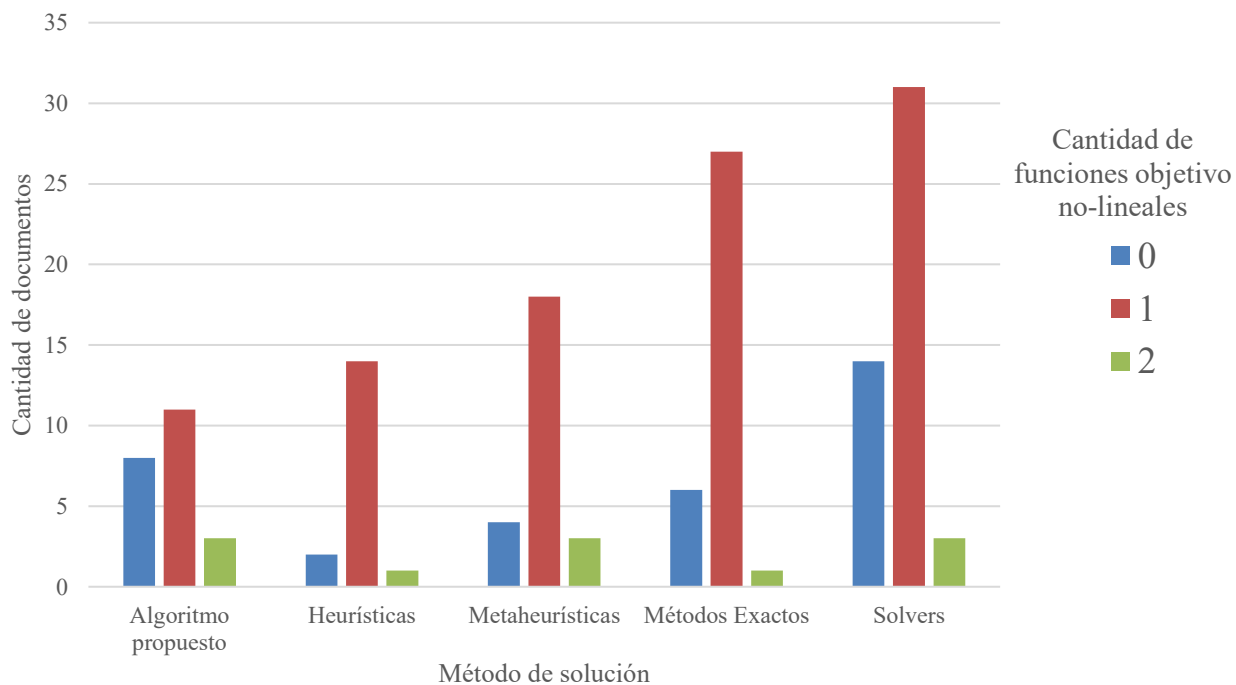


Figura 68. Cantidad de funciones objetivo no-lineales utilizadas por cada método de solución



10.4. Otros Anexos

- Referencias.xlsx: Tabla en la cual se encuentra almacenada la información recolectada para la revisión del estado del arte de una manera estandarizada.
- Datos.xlsx: Parámetros y Conjuntos de las instancias de las cadenas de suministro utilizadas para los modelos de programación matemática.
- Trabajo.gms: Código de los modelos de programación matemática planteados a través del lenguaje de modelamiento GAMS.
- Resultados_1.xlsx: Resultados obtenidos para la instancia 1.
- Resultados_2.xlsx: Resultados obtenidos para la instancia 2.
- Resultados_3.xlsx: Resultados obtenidos para la instancia 3.

11. Referencias

- Abdallah, T., Diabat, A., & Simchi-Levi, D. (2012). Sustainable supply chain design: A closed-loop formulation and sensitivity analysis. *Production Planning and Control*, 23(2–3), 120–133. <https://doi.org/10.1080/09537287.2011.591622>
- Aleksander Dietrichson. (2019). *Métodos Cuantitativos*. <https://bookdown.org/dietrichson/metodos-cuantitativos/>
- Altıparmak, F., Gen, M., Lin, L., & Paksoy, T. (2006). A genetic algorithm approach for multi-objective optimization of supply chain networks. *Computers and Industrial Engineering*, 51(1), 196–215. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2006.07.011>
- Ameknassi, L., Aït-Kadi, D., & Rezg, N. (2016). Integration of logistics outsourcing decisions in a green supply chain design: A stochastic multi-objective multi-period multi-product programming model. *International Journal of Production Economics*, 182, 165–184. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.08.031>
- Arasteh, A. (2020). Supply chain management under uncertainty with the combination of fuzzy multi-objective planning and real options approaches. *Soft Computing*, 24(7), 5177–5198. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04271-1>
- Asgharizadeh, E., Torabi, S. A., Mohaghar, A., & Zare-Shourijeh, M. A. (2019). Sustainable Supply Chain Network Design: A Review on Quantitative Models Using Content Analysis. *Environmental Energy and Economic Research*, 3(2), 143–176. <https://doi.org/10.22097/eeer.2019.184458.1081>
- Bagherinejad, J., & Najafi-Ghobadi, S. (2019). Two meta-heuristic algorithms for a capacitated inventory-location problem in a multi-echelon supply chain. *International Journal of Supply and Operations Management*, 6(4), 334–348. <https://doi.org/10.22034/2019.4.4>
- Bagul, A., & Mukherjee, I. (2016). Allocation and proportion decision in multi-tier supply network. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 2016-Janua*, 366–370. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2015.7385670>
- Bazrafshan, R., Hashemkhani Zolfani, S., & Al-E-hashem, S. M. J. M. (2021). Comparison of the

- sub-tour elimination methods for the asymmetric traveling salesman problem applying the SECA method. *Axioms*, *10*(1), 1–14. <https://doi.org/10.3390/axioms10010019>
- Beamon, B. M. (1998). Supply chain design and analysis: *International Journal of Production Economics*, *55*(3), 281–294. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(98\)00079-6](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(98)00079-6)
- Belotti, P. (2009). *Couenne: a user's manual*. http://scholar.google.com/scholar?q=pietro+belotti&hl=en&btnG=Search&as_sdt=1%2C41&as_sntp=on#6
- Bilgen, B., & Ozkarahan, I. (2004). Strategic tactical and operational production-distribution models: A review. *International Journal of Technology Management*, *28*(2), 151–171. <https://doi.org/10.1504/IJTM.2004.005059>
- Bonami, P., Biegler, L. T., Conn, A. R., Cornuéjols, G., Grossmann, I. E., Laird, C. D., Lee, J., Lodi, A., Margot, F., Sawaya, N., & Wächter, A. (2008). An algorithmic framework for convex mixed integer nonlinear programs. *Discrete Optimization*, *5*(2), 186–204. <https://doi.org/10.1016/j.disopt.2006.10.011>
- Bonami, P., Kilinç, M., & Linderoth, J. (2009). Algorithms and Software for Convex Mixed Integer Nonlinear Programs. In *Definitions*. <https://doi.org/10.32388/mk94dw>
- Bonami, P., & Lee, J. (2007). Bonmin users' manual. Retrieved November, July, 1–24. https://projects.coin-or.org/Bonmin/export/713/stable/0.1/Bonmin/doc/BONMIN_UsersManual.pdf
- Boyd, S., & Vandenberghe, L. (2004). Convex Optimization. In *Convex Optimization for Signal Processing and Communications*.
- Burer, S., & Letchford, A. N. (2012). Non-convex mixed-integer nonlinear programming: A survey. *Surveys in Operations Research and Management Science*, *17*(2), 97–106. <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2012.08.001>
- Canavos, G. (1988). Probabilidad y estadística. In *Probabilidad y estadística* (pp. 1–667). <https://www.urbe.edu/UDWLibrary/InfoBook.do?id=5057>

- Capen, R., Christopher, D., Forenzo, P., Huynh-Ba, K., LeBlond, D., Liu, O., O'Neill, J., Patterson, N., Quinlan, M., Rajagopalan, R., Schwenke, J., & Stroup, W. (2018). Evaluating Current Practices in Shelf Life Estimation. *AAPS PharmSciTech*, 19(2), 668–680. <https://doi.org/10.1208/s12249-017-0880-4>
- Chen, C. L., & Lee, W. C. (2004a). Multi-objective optimization of multi-echelon supply chain networks with uncertain product demands and prices. *Computers and Chemical Engineering*, 28(6–7), 1131–1144. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2003.09.014>
- Chen, C. L., & Lee, W. C. (2004b). Optimization of multi-echelon supply chain networks with uncertain sales prices. *Journal of Chemical Engineering of Japan*, 37(7), 822–834. <https://doi.org/10.1252/jcej.37.822>
- Chen, C. L., Wang, B. W., & Lee, W. C. (2003). Multiobjective optimization for a multienterprise supply chain network. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 42(9), 1879–1889. <https://doi.org/10.1021/ie0206148>
- Chopra, S., & Meindl, P. (2013). *SUPPLY CHAIN MANAGEMENT - Strategy, Planning and Operation* (5th Editio). Pearson Education.
- Darvishi, F., Ghasemy Yaghin, R., & Sadeghi, A. (2020). Integrated fabric procurement and multi-site apparel production planning with cross-docking: A hybrid fuzzy-robust stochastic programming approach. *Applied Soft Computing Journal*, 92, 106267. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106267>
- De, A., Mogale, D. G., Zhang, M., Pratap, S., Kumar, S. K., & Huang, G. Q. (2020). Multi-period multi-echelon inventory transportation problem considering stakeholders behavioural tendencies. *International Journal of Production Economics*, 225. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107566>
- Diabat, A., & Richard, J. P. (2009). Optimization modeling of an integrated supply chain network. *IEEM 2009 - IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 518–522. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2009.5373288>
- Douiri, L., Jabri, A., & Barkany, A. El. (2016). *Models for Optimization of Supply Chain Network*

Design Integrating the Cost of Quality : A Literature Review. August, 860–876.

- Ekanayake, N., Joshi, N., & Thekdi, S. A. (2016). Comparison of single-echelon vs. multi-echelon inventory systems using multi-objective stochastic modelling. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 23(2), 255–280. <https://doi.org/10.1504/IJLSM.2016.073971>
- Escudero, L. F., Monge, J. F., & Morales, D. R. (2018). On the time-consistent stochastic dominance risk averse measure for tactical supply chain planning under uncertainty. *Computers and Operations Research*, 100, 270–286. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2017.07.011>
- Eskandarpour, M., Dejax, P., Miemczyk, J., & Péton, O. (2015). Sustainable supply chain network design: An optimization-oriented review. *Omega*, 54, 11–32. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.01.006>
- Ettl, M., Feigin, G. E., Lin, G. Y., & Yao, D. D. (2000). Supply network model with base-stock control and service requirements. *Operations Research*, 48(2), 216–232. <https://doi.org/10.1287/opre.48.2.216.12376>
- Firoozi, Z., Ismail, N., Ariafar, S. H., Tang, S. H., & Ariffin, M. K. M. A. (2013). A genetic algorithm for solving supply chain network design model. *AIP Conference Proceedings*, 1557, 211–214. <https://doi.org/10.1063/1.4823905>
- Fleischhacker, A., Ninh, A., & Zhao, Y. (2015). Positioning inventory in clinical trial supply chains. *Production and Operations Management*, 24(6), 991–1011. <https://doi.org/10.1111/poms.12302>
- Ganeshan, R. (1999). Managing supply chain inventories: A multiple retailer, one warehouse, multiple supplier model. *International Journal of Production Economics*, 59(1), 341–354. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(98\)00115-7](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(98)00115-7)
- Gharaei, A., Pasandideh, S. H. R., & Arshadi Khamseh, A. (2017). Inventory model in a four-echelon integrated supply chain: modeling and optimization. *Journal of Modelling in Management*, 12(4), 739–762. <https://doi.org/10.1108/JM2-07-2016-0065>

- Gholamian, M. R., & Nasri, M. (2019). A multi echelon location-inventory model with lateral transshipment. *Operations and Supply Chain Management*, 12(2), 88–99. <https://doi.org/10.31387/oscm0370226>
- Gjerdrum, J., Shah, N., & Papageorgiou, L. G. (2001). Transfer Prices for Multienterprise Supply Chain Optimization. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 40(7), 1650–1660. <https://doi.org/10.1021/ie000668m>
- Gong, J., & You, F. (2014). Global optimization for sustainable design and synthesis of algae processing network for CO₂ mitigation and biofuel production using life cycle optimization. *AIChE Journal*, 60(9), 3195–3210. <https://doi.org/10.1002/aic.14504>
- Goodarzian, F., Hosseini-Nasab, H., Muñuzuri, J., & Fakhrazad, M. B. (2020). A multi-objective pharmaceutical supply chain network based on a robust fuzzy model: A comparison of meta-heuristics. *Applied Soft Computing Journal*, 92, 106331. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106331>
- Graves, S. C., & Willems, S. P. (2000). Optimizing Strategic Safety Stock Placement in Supply Chains. *Manufacturing & Service Operations Management*, 2(1), 68–83. <https://doi.org/10.1287/msom.2.1.68.23267>
- Graves, S. C., & Willems, S. P. (2003). Supply Chain Design: Safety Stock Placement and Supply Chain Configuration. *Handbooks in Operations Research and Management Science*, 11(C), 95–132. [https://doi.org/10.1016/S0927-0507\(03\)11003-1](https://doi.org/10.1016/S0927-0507(03)11003-1)
- Guerrero Campanur, A., Olivares-Benitez, E., Miranda, P. A., Perez-Loaiza, R. E., & Ablanedo-Rosas, J. H. (2018). Design of a Logistics Nonlinear System for a Complex, Multiechelon, Supply Chain Network with Uncertain Demands. *Complexity*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/4139601>
- Guillén-Gosálbez, G., & Grossmann, I. E. (2009). Optimal design and planning of sustainable chemical supply chains under uncertainty. *AIChE Journal*, 55(1), 99–121. <https://doi.org/10.1002/aic.11662>
- Guo, C., & Li, X. (2014). A multi-echelon inventory system with supplier selection and order

- allocation under stochastic demand. *International Journal of Production Economics*, 151, 37–47. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.01.017>
- Gupta, A., & Maranas, C. D. (2000). A two-stage modeling and solution framework for multisite midterm planning under demand uncertainty. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 39(10), 3799–3813. <https://doi.org/10.1021/ie9909284>
- Hasani, A. A. (2016). Competitive Supply Chain Network Design Considering Marketing Strategies: A Hybrid Metaheuristic Algorithm. *International Journal of Supply and Operations Management*, 3(3), 1429–1441.
- Hasani, A., Zegordi, S. H., & Nikbakhsh, E. (2012). Robust closed-loop supply chain network design for perishable goods in agile manufacturing under uncertainty. *International Journal of Production Research*, 50(16), 4649–4669. <https://doi.org/10.1080/00207543.2011.625051>
- Hasani, A., Zegordi, S. H., & Nikbakhsh, E. (2015). Robust closed-loop global supply chain network design under uncertainty: The case of the medical device industry. *International Journal of Production Research*, 53(5), 1596–1624. <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.965349>
- Hübner, R. (2007). Strategic Supply Chain Management in Process Industries. In *Strategic Supply Chain Management in Process Industries: an Application to Specialty Chemicals Production Network Design* (Vol. 594). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-72182-6>
- Jung, J. Y., Blau, G., Pekny, J. F., Reklaitis, G. V., & Eversdyk, D. (2008). Integrated safety stock management for multi-stage supply chains under production capacity constraints. *Computers and Chemical Engineering*, 32(11), 2570–2581. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2008.04.003>
- Kaplan, U., Türkay, M., Karasözen, B., & Biegler, L. T. (2011). Optimization of supply chain systems with price elasticity of demand. *INFORMS Journal on Computing*, 23(4), 557–568. <https://doi.org/10.1287/ijoc.1100.0421>
- Kaya, O., & Urek, B. (2016). A mixed integer nonlinear programming model and heuristic

- solutions for location, inventory and pricing decisions in a closed loop supply chain. *Computers and Operations Research*, 65, 93–103. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.07.005>
- Kelley, M. T., Pattison, R. C., Baldick, R., & Baldea, M. (2018). An efficient MILP framework for integrating nonlinear process dynamics and control in optimal production scheduling calculations. *Computers and Chemical Engineering*, 110, 35–52. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2017.11.021>
- Kronqvist, J., Bernal, D. E., Lundell, A., & Grossmann, I. E. (2019). A review and comparison of solvers for convex MINLP. *Optimization and Engineering*, 20(2), 397–455. <https://doi.org/10.1007/s11081-018-9411-8>
- Lee, I., & Lee, B. C. (2010). An investment evaluation of supply chain RFID technologies: A normative modeling approach. *International Journal of Production Economics*, 125(2), 313–323. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.02.006>
- Li, H., & Jiang, D. (2012). New model and heuristics for safety stock placement in general acyclic supply chain networks. *Computers and Operations Research*, 39(7), 1333–1344. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.08.001>
- Li, H., Li, D., & Jiang, D. (2020). Optimising the configuration of food supply chains. *International Journal of Production Research*, 7543. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1751337>
- Liao, S. H., Hsieh, C. L., & Lin, Y. S. (2011). A multi-objective evolutionary optimization approach for an integrated location-inventory distribution network problem under vendor-managed inventory systems. *Annals of Operations Research*, 186(1), 213–229. <https://doi.org/10.1007/s10479-010-0801-3>
- LINDO Systems Inc. (2020). *LINGO The Modeling Language and Optimizer*. LINDO Systems Inc.
- Longinidis, P., & Georgiadis, M. C. (2013). Integration of sale and leaseback in the optimal design of multi-echelon supply chain networks. In *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)* (Vol. 46, Issue 9). IFAC.

3018.00248

- Lu, P. (2021). Convex–concave decomposition of nonlinear equality constraints in optimal control. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 44(1), 4–14. <https://doi.org/10.2514/1.G005443>
- Lundell, A., & Kronqvist, J. (2021). Polyhedral approximation strategies for nonconvex mixed-integer nonlinear programming in SHOT. *Journal of Global Optimization*. <https://doi.org/10.1007/s10898-021-01006-1>
- MA, R., YAO, L., JIN, M., REN, P., & LV, Z. (2016). Robust environmental closed-loop supply chain design under uncertainty. *Chaos, Solitons and Fractals*, 89, 195–202. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2015.10.028>
- Mahdiraji, H. A., Zavadskas, E. K., & Hajiagha, S. H. R. (2015). Game theoretic approach for coordinating unlimited multi echelon supply chains. *Transformations in Business and Economics*, 14(2), 133–151.
- Manupati, V. K., Schoenherr, T., Ramkumar, M., Wagner, S. M., Pabba, S. K., & Inder Raj Singh, R. (2020). A blockchain-based approach for a multi-echelon sustainable supply chain. *International Journal of Production Research*, 58(7), 2222–2241. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1683248>
- Mathworks, C. (2014). *Optimization Toolbox™ User 's Guide R 2014 b*.
- Matinrad, N., Roghanian, E., & Rasi, Z. (2013). Supply chain network optimization: A review of classification, models, solution techniques and future research. *Uncertain Supply Chain Management*, 1(1), 1–24. <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2013.05.003>
- Min, H., Ko, H. J., & Ko, C. S. (2006). A genetic algorithm approach to developing the multi-echelon reverse logistics network for product returns. *Omega*, 34(1), 56–69. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2004.07.025>
- Miranda, P. A., & Garrido, R. A. (2004). Incorporating inventory control decisions into a strategic distribution network design model with stochastic demand. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 40(3), 183–207.

<https://doi.org/10.1016/j.tre.2003.08.006>

- Misni, F., & Lee, L. S. (2017). A Review on Strategic, Tactical and Operational Decision Planning in Reverse Logistics of Green Supply Chain Network Design. *Journal of Computer and Communications*, 05(08), 83–104. <https://doi.org/10.4236/jcc.2017.58007>
- Mohamadabadi, Z. I., Azari, R., & Elham Shadkam. (2018). Choosing the best optimization software with the multi-criteria decision-making approaches. *International Journal of Advance Robotics & Expert Systems (JARES)*, 1(2), 19–26.
- Mohseni, S., & Pishvaei, M. S. (2016). A robust programming approach towards design and optimization of microalgae-based biofuel supply chain. *Computers and Industrial Engineering*, 100, 58–71. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.08.003>
- Monteiro, M. M., Leal, J. E., & Raupp, F. M. P. (2010). A Four-Type Decision-Variable MINLP Model for a Supply Chain Network Design. *Mathematical Problems in Engineering*, 2010, 1–16. <https://doi.org/10.1155/2010/450612>
- Nagurney, A., & Masoumi, A. H. (2012). *Supply Chain Network Design of a Sustainable Blood Banking System* (pp. 49–72). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6105-1_5
- Nagurney, A., Masoumi, A. H., & Yu, M. (2012). Supply chain network operations management of a blood banking system with cost and risk minimization. *Computational Management Science*, 9(2), 205–231. <https://doi.org/10.1007/s10287-011-0133-z>
- Nasiri, G. R., Davoudpour, H., & Karimi, B. (2010). A lagrangian-based solution algorithm for strategic supply chain distribution design in uncertain environment. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 9(3), 393–418. <https://doi.org/10.1142/S0219622010003877>
- Negahban, A., & Dehghanimohammadabadi, M. (2018). Optimizing the supply chain configuration and production-sales policies for new products over multiple planning horizons. *International Journal of Production Economics*, 196(November 2017), 150–162. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.11.019>
- Neiro, S. M. S., & Pinto, J. M. (2003). Supply chain optimization of petroleum refinery complexes.

Proceedings of the 4th International Conference on Foundations of Computer-Aided Process Operations, 59–72.

- Osman, H., & Demirli, K. (2012). Economic lot and delivery scheduling problem for multi-stage supply chains. *International Journal of Production Economics*, 136(2), 275–286. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.12.001>
- Panagiotis, B., & Engineering, C. (2020). *Solution methods for complex supply chain network optimization problems* (Issue June).
- Pazhani, S., Ventura, J. A., & Mendoza, A. (2016). A serial inventory system with supplier selection and order quantity allocation considering transportation costs. *Applied Mathematical Modelling*, 40(1), 612–634. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2015.06.008>
- Pendharkar, P. C., & Rodger, J. A. (2000). Nonlinear programming and genetic search application for production scheduling in coal mines. *Annals of Operations Research*, 95(1–4), 251–267. <https://doi.org/10.1023/a:1018958209290>
- Petridis, K. (2015). Optimal design of multi-echelon supply chain networks under normally distributed demand. *Annals of Operations Research*, 227(1), 63–91. <https://doi.org/10.1007/s10479-013-1420-6>
- Pishvaei, M. S., Farahani, R. Z., & Dullaert, W. (2010). A memetic algorithm for bi-objective integrated forward/reverse logistics network design. *Computers and Operations Research*, 37(6), 1100–1112. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2009.09.018>
- Rabbani, M., Layegh, J., & Mohammad Ebrahim, R. (2009). Determination of number of kanbans in a supply chain system via Memetic algorithm. *Advances in Engineering Software*, 40(6), 431–437. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2008.07.001>
- Rau, H., Wu, M. Y., & Wee, H. M. (2003). Integrated inventory model for deteriorating items under a multi-echelon supply chain environment. *International Journal of Production Economics*, 86(2), 155–168. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(03\)00048-3](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(03)00048-3)
- Romero, M. P. M. (2017). *How to deal correctly with Lead Time in General Supply Chains. 1*, 1–86.

- Ruiz, A. G. (2020). *Optimización convexa* (Editorial UTP (ed.); 1st ed.).
- Saragih, N. I., Bahagia, S. N., Suprayogi, & Syabri, I. (2019). A heuristic method for location-inventory-routing problem in a three-echelon supply chain system. *Computers and Industrial Engineering*, *127*, 875–886. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.11.026>
- Sarrafha, K., Rahmati, S. H. A., Niaki, S. T. A., & Zaretalab, A. (2015). A bi-objective integrated procurement, production, and distribution problem of a multi-echelon supply chain network design: A new tuned MOEA. *Computers and Operations Research*, *54*, 35–51. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.08.010>
- Schulz, E. P., Diaz, M. S., & Bandoni, J. A. (2005). Supply chain optimization of large-scale continuous processes. *Computers and Chemical Engineering*, *29*(6 SPEC. ISS.), 1305–1316. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2005.02.025>
- Seaman, J. W., Desu, M. M., & Raghavarao, D. (1993). Sample Size Methodology. In *Technometrics* (Vol. 35, Issue 1). <https://doi.org/10.2307/1269307>
- Shahabi, M., Akbarinasaji, S., Unnikrishnan, A., & James, R. (2013). Integrated Inventory Control and Facility Location Decisions in a Multi-Echelon Supply Chain Network with Hubs. *Networks and Spatial Economics*, *13*(4), 497–514. <https://doi.org/10.1007/s11067-013-9196-4>
- Shapiro, J. F. (1993). Mathematical programming models and methods for production planning and scheduling. *Handbooks in Operations Research and Management Science*, *4*(C), 371–443. [https://doi.org/10.1016/S0927-0507\(05\)80188-4](https://doi.org/10.1016/S0927-0507(05)80188-4)
- Shen, Z. J. M., & Daskin, M. S. (2005). Trade-offs between customer service and cost in integrated supply chain design. *Manufacturing and Service Operations Management*, *7*(3), 188–207. <https://doi.org/10.1287/msom.1050.0083>
- Shu, J., Li, Z., Shen, H., Wu, T., & Zhong, W. (2012). A logistics network design model with vendor managed inventory. *International Journal of Production Economics*, *135*(2), 754–761. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.10.008>
- Shu, J., Ma, Q., & Li, S. (2010). Integrated location and two-echelon inventory network design

- under uncertainty. *Annals of Operations Research*, 181(1), 233–247. <https://doi.org/10.1007/s10479-010-0732-z>
- Shu, J., Teo, C. P., & Shen, Z. J. M. (2005). Stochastic transportation-inventory network design problem. *Operations Research*, 53(1), 48–60. <https://doi.org/10.1287/opre.1040.0140>
- Shu, J., Wu, T., & Zhang, K. (2015). Warehouse location and two-echelon inventory management with concave operating cost. *International Journal of Production Research*, 53(9), 2718–2729. <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.977456>
- Tsao, Y. C. (2013). Designing a fresh food supply chain network: An application of nonlinear programming. *Journal of Applied Mathematics*, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/506531>
- Tsao, Y. C., Linh, V. T., & Lu, J. C. (2017). Closed-loop supply chain network designs considering RFID adoption. *Computers and Industrial Engineering*, 113, 716–726. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.09.016>
- Wang, J., Li, N., & Guo, H. (2009). Static scheduling model and algorithms of agile supply chain under definite demands. *2009 2nd International Conference on Intelligent Computing Technology and Automation, ICICTA 2009*, 3, 984–987. <https://doi.org/10.1109/ICICTA.2009.703>
- Willems, S. P. (2008). Real-world multiechelon supply chains used for inventory optimization. *Manufacturing and Service Operations Management*, 10(1), 19–23. <https://doi.org/10.1287/msom.1070.0176>
- You, F., & Grossmann, I. E. (2008a). Design of responsive supply chains under demand uncertainty. *Computers and Chemical Engineering*, 32(12), 3090–3111. <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2008.05.004>
- You, F., & Grossmann, I. E. (2008b). Mixed-Integer Nonlinear Programming Models and Algorithms for Large-Scale Supply Chain Design with Stochastic Inventory Management. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 47(20), 7802–7817. <https://doi.org/10.1021/ie800257x>
- You, F., & Grossmann, I. E. (2009a). MINLP model and algorithms for optimal design of large-

- scale supply chain with multi-echelon inventory and risk pooling under demand uncertainty. In *Computer Aided Chemical Engineering* (Vol. 27, Issue C). Elsevier Inc. [https://doi.org/10.1016/S1570-7946\(09\)70721-7](https://doi.org/10.1016/S1570-7946(09)70721-7)
- You, F., & Grossmann, I. E. (2009b). Integrated multi-echelon supply chain design with inventories under uncertainty: MINLP models, computational strategies. *AIChE Journal*, 59(4), NA-NA. <https://doi.org/10.1002/aic.12010>
- You, F., & Grossmann, I. E. (2011). Balancing responsiveness and economics in process supply chain design with multi-echelon stochastic inventory. *AIChE Journal*, 57(1), 178–192. <https://doi.org/10.1002/aic.12244>
- You, F., & Grossmann, I. E. (2014). Optimal Design and Operational Planning of Responsive Process Supply Chains. In *Process Systems Engineering* (Vols. 3–7, pp. 107–134). Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA. <https://doi.org/10.1002/9783527631209.ch24>
- Yue, D., Kim, M. A., & You, F. (2013). Design of sustainable product systems and supply chains with life cycle optimization based on functional unit: General modeling framework, mixed-integer nonlinear programming algorithms and case study on hydrocarbon biofuels. *ACS Sustainable Chemistry and Engineering*, 1(8), 1003–1014. <https://doi.org/10.1021/sc400080x>
- Zhalechian, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., Zahiri, B., & Mohammadi, M. (2016). Sustainable design of a closed-loop location-routing-inventory supply chain network under mixed uncertainty. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 89, 182–214. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2016.02.011>
- Zhang, L. L., Lee, C., & Zhang, S. (2016). An integrated model for strategic supply chain design: Formulation and ABC-based solution approach. *Expert Systems with Applications*, 52, 39–49. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.12.035>
- Zhou, G., & Min, H. (2011). Designing a closed-loop supply chain with stochastic product returns: A Genetic Algorithm approach. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 9(4), 397–418. <https://doi.org/10.1504/IJLSM.2011.041863>